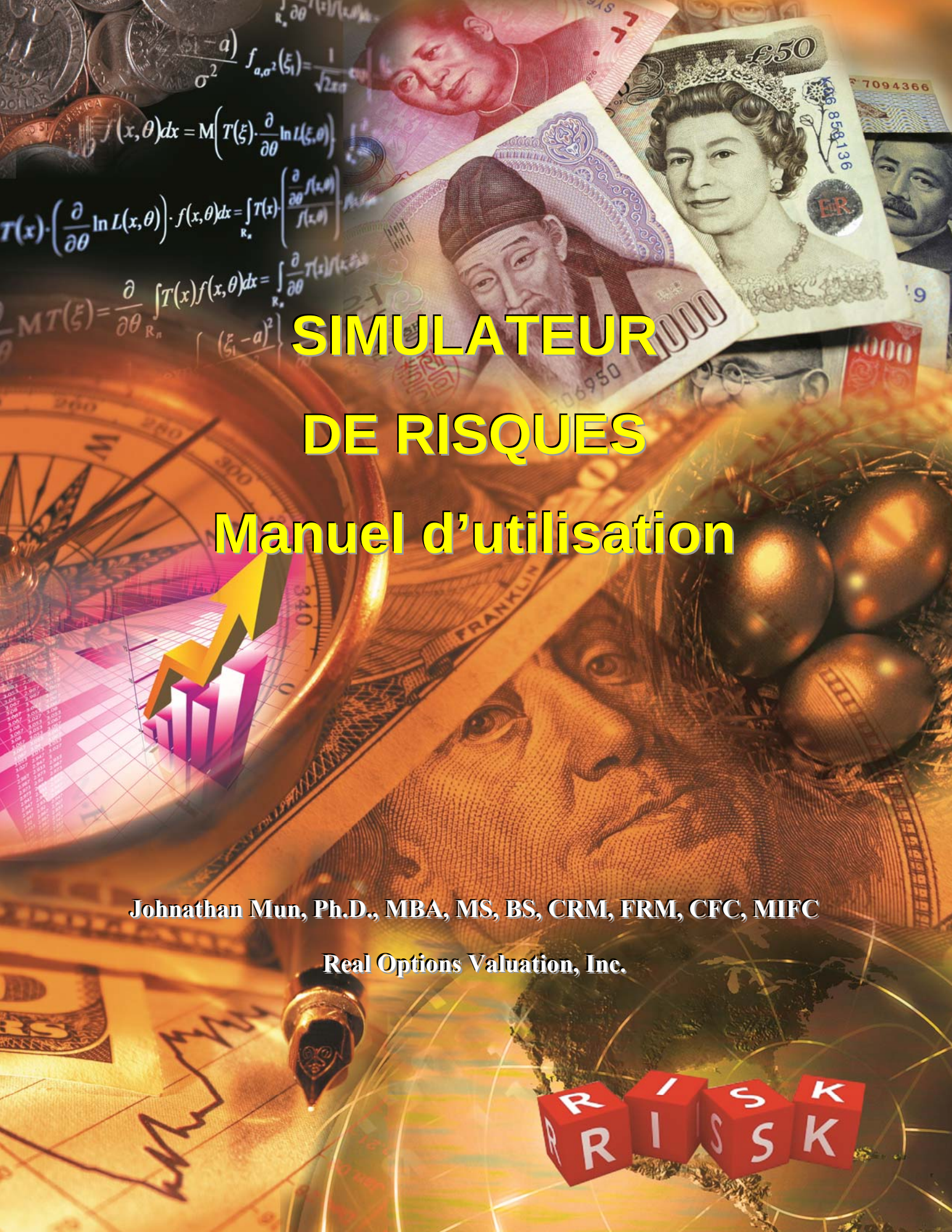


SIMULATEUR DE RISQUES

Manuel d'utilisation

Johnathan Mun, Ph.D., MBA, MS, BS, CRM, FRM, CFC, MIFC

Real Options Valuation, Inc.

REAL OPTIONS VALUATION, INC.

Ce manuel et le logiciel qu'il décrit sont fournis sous licence et ne peuvent être utilisés ou copiés que selon les conditions du contrat de licence de l'utilisateur final. Les informations dans ce document sont fournies à des fins informatives uniquement, peuvent changer sans préavis et ne représentent aucun engagement quant à la commerciabilité ou l'adaptation à un usage particulier de la part de Real Options Valuation, Inc. Aucune partie de ce manuel ne peut être reproduite ou transmise sous quelque forme que ce soit ni par quelque moyen que ce soit, électronique ou mécanique, notamment la photocopie ou l'enregistrement, dans quelque but que ce soit, sans l'autorisation écrite expresse de Real Options Valuation, Inc. Matériels basés sur des publications sous copyright du Dr. Johnathan Mun, fondateur et PDG de Real Options Valuation, Inc. Écrit par le Dr. Johnathan Mun. Écrit, conçu et publié aux États-Unis d'Amérique. Pour acheter d'autres exemplaires de ce document, contactez Real Options Valuation, Inc. à l'adresse e-mail ci-dessous: Admin@RealOptionsValuation.com ou consultez www.realoptionsvaluation.com © 2005-2012 par le Dr. Johnathan Mun. Tous droits réservés. Microsoft® est une marque déposée de Microsoft Corporation aux États-Unis et dans d'autres pays. Les autres noms de produits mentionnés dans le présent document peuvent être des marques commerciales et/ou des marques déposées appartenant à leurs détenteurs respectifs. Traduction: Marianne Reynolds

© Copyright 2005-2012 Dr. Johnathan Mun. All rights reserved.

Real Options Valuation, Inc.

4101F Dublin Blvd., Ste. 425

Dublin, California 94568 U.S.A.

Phone 925.271.4438 • Fax 925.369.0450

admin@realoptionsvaluation.com

www.risksimulator.com

www.realoptionsvaluation.com

TABLE DES MATIÈRES

1. INTRODUCTION.....7

1.1 Bienvenue dans le SIMULATEUR DE RISQUES 7

1.2 Configuration requise et procédure d'installation 8

1.3 Licences 9

1.4 NOUVEAUTÉS DE LA VERSION 2011/2012 12

1.4.1 Fonctionnalités générales 12

1.4.2 Module de simulation 13

1.4.3 Module de prévisions 14

1.4.4 Module d'optimisation 15

1.4.5 Module d'outils analytiques 16

1.4.6 Module Statistiques et BizStats 17

2. SIMULATION DE MONTE CARLO 19

2.1 Qu'est-ce que la simulation de Monte Carlo ? 19

2.2 Commencer à utiliser le Simulateur de risques 20

2.2.1 Aperçu général du logiciel 20

2.2.2 Exécuter une simulation de Monte Carlo 22

2.3 Corrélations et contrôle de précision 37

2.3.1 Les bases des corrélations 37

2.3.2 Appliquer les corrélations dans le Simulateur de risques 38

2.3.3 Les effets des corrélations dans la simulation de Monte Carlo 39

2.3.4 Contrôle de la précision et des erreurs 41

2.3.5 Comprendre les statistiques de prévisions 44

2.3.6 Comprendre la distribution de probabilités pour la simulation de Monte Carlo 48

2.4 Distributions discrètes 52

2.5 Distributions continues 60

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3. PRÉVISIONS 85

3.1 Différents types de techniques de prévision 86

3.2 Exécuter l'outil de prévision du Simulateur de risques 91

3.3 Analyse de séries chronologiques 92

3.4 Régression multivariable 96

3.5 Prévisions stochastiques 100

3.6 Extrapolation non linéaire 103

3.7 Analyse de séries chronologiques avancée ARIMA de Box-Jenkins 106

3.8 ARIMA automatique (analyse de séries chronologiques avancée ARIMA de Box-Jenkins) 112

3.9 Économétrie de base 113

3.10 Prévisions de courbes en J-S 115

3.11 Prévisions de volatilité GARCH 117

3.12 Chaînes de Markov 120

3.13 Modèles du maximum de vraisemblance (MLE) sur Logit, Probit et Tobit 121

3.14 Spline (interpolation et extrapolation par spline cubique) 125

4. OPTIMISATION 127

4.1 Méthodologies d'optimisation 127

4.2 Optimisation avec variables de décision continues 130

4.3 Optimisation discrète en nombres entiers 136

4.4 Paramètres de frontière efficiente et d'optimisation avancés 141

4.5 Optimisation stochastique 143

5. OUTILS ANALYTIQUES DU SIMULATEUR DE RISQUES 149

5.1 Outils Tornado et de sensibilité dans la simulation 149

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.2 Analyse de sensibilité 158
5.3 Ajustement distributionnel: une seule variable et multiples variables 162
5.4 Simulation par bootstrap 166
5.5 Tests d'hypothèse 168
5.6 Extraction des données et enregistrement des résultats de la simulation 170
5.7 Création d'un rapport 172
5.8 Outil de diagnostic de régression et des prévisions 174
5.9 Outil d'analyse statistique 184
5.10 Outil d'analyse distributionnelle 189
5.11 Outil d'analyse de scénario 193
5.12 Outil de regroupement par segmentation 195
5.13 Nouveaux outils du Simulateur de risques 2011/2012 196
5.14 Génération de nombres aléatoires, Monte Carlo et hypercube latin, méthodes de copules de corrélation 196
5.15 Désaisonnalisation des données, correction des tendances et test de saisonnalité 197
5.16 Analyse des composants principaux (ACP) 199
5.17 Rupture structurelle 200
5.18 Prévisions de courbes de tendances 201
5.19 Outil de vérification de modèle 202
5.20 Outil d'ajustement distributionnel des percentiles 203
5.21 Tableaux et graphiques de distribution: Outil de distribution des probabilités 205
5.22 ROV BizStats 209
5.23 Méthodologies de prévision par logique floue combinatoire et réseau neuronal 214
5.24 Recherche d'objectif 218
5.25 Optimisateur de variable unique 218
5.26 Optimisation d'algorithme génétique 219

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.27 Module ROV Decision Tree 221

5.27.1 Arbre de décision 221
5.27.2 Modélisation de simulation 224
5.27.3 Analyse bayesienne 224
5.27.4 Valeur attendue de l'information parfaite (evpi), analyse et maximin, profils de risque et valeur de l'information imparfaite 225
5.27.5 Sensibilité 226
5.27.6 Tableaux de scénario 226
5.27.7 Génération de fonctions utilitaires 226

6. Conseils et techniques utiles 235

CONSEILS: Suppositions (interface utilisateur définition des suppositions d'entrée) 235
CONSEILS: Copier et coller 236
CONSEILS: Corrélations 236
CONSEILS: Diagnostics de données et analyse statistique 237
CONSEILS: Analyse, graphiques et tableaux de distributions des probabilités 238
CONSEILS: Frontière efficiente 238
CONSEILS: Cellules de prévision 238
CONSEILS: Graphiques de prévisions 238
CONSEILS: Prévisions 239
CONSEILS: Prévisions: ARIMA 239
CONSEILS: Prévisions: Économétrie de base 239
CONSEILS: Prévisions: Logit, Probit et Tobit 239
CONSEILS: Prévisions: Processus stochastiques 240
CONSEILS: Prévisions: Tendances 240
CONSEILS: Appels de fonctions 240
CONSEILS: Exercices et vidéos de prise en main 240
CONSEILS: ID matériel 241
CONSEILS: Échantillonnage par hypercube latin (LHS) et simulation de Monte Carlo (MCS) 241
CONSEILS: Ressources en ligne 241
CONSEILS: Optimisation 242

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

CONSEILS: Profils *242*
CONSEILS: Raccourci par clic droit et autres touches de raccourci *243*
CONSEILS: Enregistrer *243*
CONSEILS: Techniques d'échantillonnage et de simulation *243*
CONSEILS: Kit de développement logiciel (Software Development Kit, SDK) et bibliothèques DLL *244*
CONSEILS: Démarrage du Simulateur de risques avec Excel *244*
CONSEILS: Simulation hyper rapide *244*
CONSEILS: Analyse Tornado *245*
CONSEILS: Dépanneur *246*

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

1

1. INTRODUCTION

1.1 Bienvenue dans le SIMULATEUR DE RISQUES

Le **Simulateur de risques** est un logiciel de simulation de Monte Carlo, de prévision et d'optimisation. Le logiciel a été écrit avec Microsoft .NET C# et fonctionne dans Excel comme module complémentaire. Ce logiciel est aussi compatible et fréquemment utilisé avec le logiciel Real Options Super Lattice Solver (SLS) et le logiciel Employee Stock Options Valuation Toolkit (ESOV), également développés par Real Options Valuation, Inc. Remarque: Bien que nous ayons fait de notre mieux pour être détaillés, ce manuel ne remplace aucunement le DVD de formation, les cours de formation « live » et les livres écrits par le créateur du logiciel, le Dr. Johnathan Mun (par ex. *Real Options Analysis,* 2ème édition, Wiley Finance 2005, *Modeling Risk: Applying Monte Carlo Simulation, Real Options Analysis, Forecasting, and Optimization*, 2ème édition, Wiley 2010, et *Valuing Employee Stock Options (2004 FAS 123R),* Wiley Finance, 2004). Veuillez consulter notre site Web www.realoptionsvaluation.com pour en savoir plus.

Le ***Simulateur de risques*** se compose des modules suivants:

- Simulation de Monte Carlo (exécute des simulations paramétriques et non paramétriques de 42 distributions de probabilités avec divers profils de simulations, des simulations tronquées et corrélées, des distributions personnalisables, des simulations de précision et d'erreur contrôlées et de nombreux autres algorithmes)
- Prévisions (exécute des analyses de Box-Jenkins ARIMA, de régression multiple, d'extrapolation non linéaire, de processus stochastiques et de séries chronologiques)
- Optimisation en cas d'incertitude (exécute des optimisations en utilisant des nombres entiers discrets et des variables continues pour l'optimisation des portefeuilles et des projets avec et sans simulation)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

- Outils de modélisation et d'analyse (exécute des analyses Tornado, en araignée et de sensibilité, ainsi que des simulations par bootstrap, des tests d'hypothèse, des ajustements distributionnels, etc.)

Le logiciel ***Real Options SLS*** est utilisé pour calculer des options simples et complexes et inclut la capacité de création de modèles d'options personnalisables. Le logiciel ***Real Options SLS*** se compose des modules suivants:

- Résolveur de super treillis à actif simple (pour la résolution des options d'abandon, de choix, de contraction, de prorogation et de croissance, ainsi que des options personnalisées)
- Résolveur de super treillis à actifs et phases multiples (pour la résolution des options séquentielles à phases multiples, des options avec multiples phases et actifs sous-jacents, des options combinées séquentielles à phases multiples avec abandon, choix, contraction, prorogation, croissance et commutation, ainsi que des options personnalisées)
- Résolveur de super treillis multinomiaux (pour la résolution des options trinomiales de retour à la moyenne, quadrinomiales de diffusion par saut et pentanomiales en arc-en-ciel)
- Fonctions Excel complémentaires (pour la résolution de toutes les options ci-dessus, plus les modèles fermés et les options personnalisées dans un environnement basé sur Excel)

1.2 Configuration requise et procédure d'installation

Pour installer le logiciel, suivez les instructions à l'écran. La configuration minimum requise pour ce logiciel est la suivante:

- Processeur Pentium IV ou supérieur (double cœur recommandé)
- Windows XP, Vista ou Windows 7
- Microsoft Excel XP, 2003, 2007, 2010 ou supérieur
- Microsoft .NET Framework 2.0, 3.0 ou supérieur
- 500 Mo d'espace libre
- 2 Go de RAM minimum (2-4 Go recommandés)
- Droits administratifs pour l'installation du logiciel

La plupart des nouveaux ordinateurs sont fournis avec Microsoft .NET Framework 2.0/3.0 déjà préinstallé. Cependant, si un message d'erreur portant sur la nécessité d'avoir .NET Framework s'affiche pendant l'installation du Simulateur de risques,

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

quittez l'installation, puis installez le logiciel .NET Framework pertinent inclus sur le CD (choisissez votre langue). Terminez l'installation de .NET, redémarrez l'ordinateur, puis réinstallez le Simulateur de risques.

Le logiciel est fourni avec un fichier de licence d'essai de 10 jours par défaut. Pour obtenir une licence d'entreprise complète, contactez Real Options Valuation, Inc. à admin@realoptionsvaluation.com, appelez le (+1) 925-271-4438 ou consultez notre site Web à www.realoptionsvaluation.com. Rendez-vous sur ce site Web et cliquez sur DOWNLOAD (TÉLÉCHARGER) pour obtenir la dernière version du logiciel ou cliquez sur le lien FAQ pour obtenir des informations mises à jour portant sur les licences ou les problèmes d'installation et les solutions correspondantes.

1.3 Licences

Si vous avez installé le logiciel et avez acheté une licence complète pour l'utiliser, vous devrez nous envoyer votre ID matériel par e-mail afin que nous puissions générer un fichier de licence. Il vous suffit de suivre les instructions ci-dessous.

Pour **Windows XP** avec Excel XP, Excel 2003, Excel 2007 ou Excel 2010:

- D'abord, dans Excel, cliquez sur ***Simulateur de risques*** **|** ***Licence***, copiez l'ID matériel alphanumérique de 11-20 caractères (vous pouvez aussi sélectionner l'ID matériel et cliquer avec le bouton droit de la souris ou cliquer sur le lien Envoyer ID matériel par e-mail) et envoyez-le par e-mail à admin@realoptionsvaluation.com. Une fois que nous recevrons cet ID, nous vous enverrons une licence permanente par e-mail. Une fois ce fichier de licence en votre possession, enregistrez-le sur votre disque dur, démarrez Excel, cliquez sur ***Simulateur de risques*** **|** ***Licence***, puis sur ***Installer la licence,*** et naviguez jusqu'à ce nouveau fichier de licence. Il ne vous reste alors plus qu'à redémarrer Excel. L'ensemble du processus vous prendra moins d'une minute et vous bénéficierez alors d'une licence complète pour ce logiciel.

Pour **Windows Vista ou Windows 7** avec Excel XP, Excel 2003, Excel 2007 ou Excel 2010:

- D'abord, lancez Excel 2007/2010 sous Windows Vista ou Windows 7, allez à l'onglet Simulateur de risques, cliquez sur l'icône ***Licence*** ou cliquez sur ***Simulateur de risques*** **|** ***Licence***, copiez l'ID matériel alphanumérique de 11-20 caractères (vous pouvez aussi sélectionner l'ID matériel et cliquer avec le bouton droit de la souris ou cliquer sur le lien Envoyer ID matériel par e-mail) et envoyez-le par e-mail à admin@realoptionsvaluation.com. Une fois que

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

nous recevrons cet ID, nous vous enverrons une licence permanente par e-mail. Une fois ce fichier de licence en votre possession, enregistrez-le sur votre disque dur, démarrez Excel, cliquez sur ***Simulateur de risques*** | ***Licence*** ou sur l'icône ***Licence,*** puis sur ***Installer la licence,*** et naviguez jusqu'à ce nouveau fichier de licence. Il ne vous reste alors plus qu'à redémarrer Excel. L'ensemble du processus vous prendra moins d'une minute et vous bénéficierez alors d'une licence complète pour ce logiciel.

Une fois l'installation terminée, lancez Microsoft Excel: si l'installation a réussi, vous devriez voir un nouvel élément intitulé « *Simulateur de risques* » dans la barre de menus dans Excel XP/2003 ou sous le nouveau groupe d'icônes dans Excel 2007/2010, et une nouvelle barre d'icônes dans Excel, comme illustré à la figure 1.1. En outre, un écran d'accueil s'affichera, indiquant que le logiciel fonctionne et qu'il est chargé dans Excel, comme illustré à la figure 1.2. La figure 1.3 illustre également la barre d'outils du Simulateur de risques. Si ces éléments sont bien présents dans Excel, vous êtes prêt à commencer à utiliser le logiciel. Les sections suivantes fournissent des instructions étape par étape pour l'utilisation du logiciel.

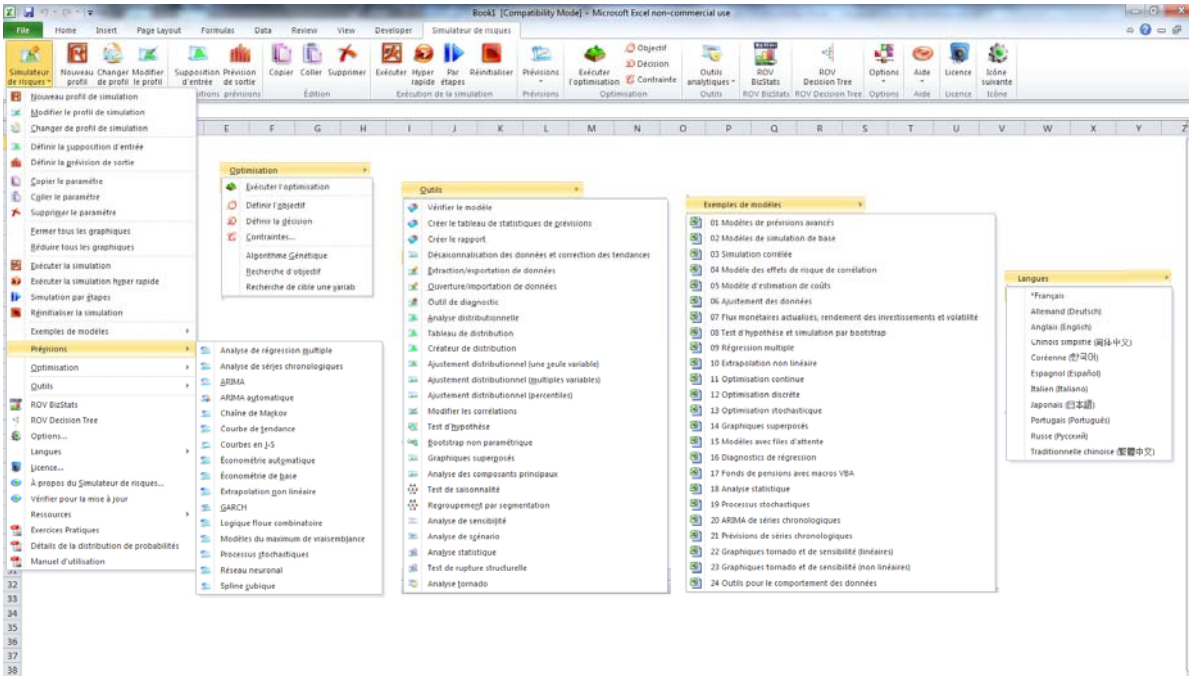


Figure 1.1 – Menu du Simulateur de risques et barre d'icônes dans Excel 2007/2010

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Figure 1.2 – Écran d'accueil du Simulateur de risques

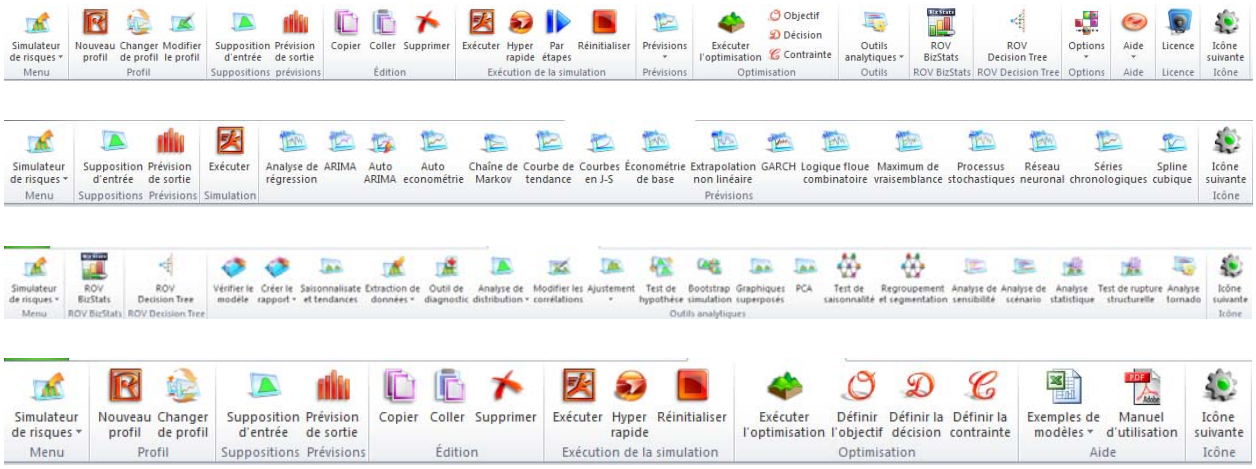


Figure 1.3 – Barre d'outils du Simulateur de risques dans Excel 2007/2010

1.4 NOUVEAUTÉS DE LA VERSION 2011/2012

Liste des principales fonctionnalités du Simulateur de risques

Vous trouverez ci-dessous une liste des principales fonctionnalités du Simulateur de risques, les éléments en surbrillance indiquant les nouveautés de la version 2011/2012.

1.4.1 Fonctionnalités générales

1. Disponible en 11 langues—Anglais, français, allemand, italien, japonais, coréen, portugais, russe, espagnol, chinois simplifié et chinois traditionnel.
2. Le module ROV Decision Tree sert à créer et à évaluer des modèles d'arbre de décision. D'autres méthodologies et analyses avancées sont également incluses:
    - Modèles d'arbre de décision
    - Simulation de risques de Monte-Carlo
    - Analyse de sensibilité
    - Analyse de scénarios
    - Analyse bayésienne (mise à jour de probabilité conjointe et de probabilité a posteriori)
    - Valeur attendue d'information
    - MINIMAX
    - MAXIMIN
    - Profils de risque
3. Livres—La théorie analytique, l'application et les études de cas sont complétées par 10 livres.
4. Cellules commentées—Activez ou désactivez les commentaires des cellules et choisissez d'afficher les commentaires des cellules pour toutes les suppositions d'entrée, prévisions de sortie et variables de décision.
5. Exemples de modèles détaillés—24 exemples de modèles dans le Simulateur de risques et plus de 300 modèles dans le.
6. Rapports détaillés—Toutes les analyses s'accompagnent de rapports détaillés.
7. Manuel d'utilisation détaillé—Manuel d'utilisation pas à pas.
8. Licences souples—Capable d'activer et de désactiver certaines fonctionnalités pour que vous puissiez personnaliser votre expérience d'analyse des risques. Par exemple, si seuls les outils de prévisions du Simulateur de risques vous intéressent, vous pourrez peut-être obtenir une licence spéciale qui active uniquement les outils de prévisions (les autres modules sont désactivés), et ainsi faire des économies.
9. Souplesse de configuration—Fonctionne sous Windows 7, Vista et XP, s'intègre à Excel 2010, 2007, 2003 et fonctionne avec les systèmes d'exploitation MAC exécutant des machines virtuelles.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

10. Couleurs et graphiques entièrement personnalisables—Inclinaison, 3D, couleur, type de graphique et bien davantage !
11. Exercices pratiques—Guide étape par étape détaillé de l'exécution du Simulateur de risques, notamment des guides pour l'interprétation des résultats.
12. Copie et collage de plusieurs cellules—Permet de copier et coller les suppositions, les variables de décision et les précisions.
13. Création de profils—Permet de créer plusieurs profils dans un seul modèle (différents scénarios de modèles de simulation peuvent être créés, dupliqués, modifiés et exécutés dans un seul modèle).
14. Icônes révisées dans Excel 2007/2010—Une barre d'icônes entièrement retravaillée, qui est plus intuitive et conviviale. Elle se compose de quatre jeux d'icônes s'adaptant à la plupart des résolutions d'écran (1 280 x 760 et plus).
15. Raccourcis par clic droit—Accès à tous les outils et menus du Simulateur de risques en cliquant avec le bouton droit de la souris.
16. Intégration avec les logiciels ROV—Fonctionne bien avec les autres logiciels ROV, notamment Real Options SLS, Modeling Toolkit, Basel Toolkit, ROV Compiler, ROV Extractor and Evaluator, ROV Modeler, ROV Valuator, ROV Optimizer, ROV Dashboard, ESO Valuation Toolkit et autres !
17. Fonctions RS dans Excel—Insertion de fonctions RS pour la définition de suppositions et de prévisions, et prise en charge du clic droit dans Excel.
18. Dépanneur: Cet outil vous permet de réactiver le logiciel, de vérifier votre configuration système, d'obtenir l'ID matériel, etc.
19. Analyse en mode Turbo: Cette nouvelle fonctionnalité vous permet d'exécuter des prévisions et autres outils d'analyse à des vitesses exceptionnelles (améliorée dans la version 5.2). Les analyses et les résultats restent les mêmes, mais sont désormais calculés et les rapports générés très rapidement.
20. Ressources Web, études de cas et vidéos—Téléchargez gratuitement des modèles, des vidéos de démarrage, des études de cas, des livres blancs et autres documents depuis notre site Web.

1.4.2 Module de simulation

21. 6 générateurs de nombres aléatoires—ROV Advanced Subtractive Generator, Subtractive Random Shuffle Generator, Long Period Shuffle Generator, Portable Random Shuffle Generator, Quick IEEE Hex Generator, Basic Minimal Portable Generator.
22. 2 méthodes d'échantillonnage—Monte Carlo et hypercube latin.
23. 3 copules de corrélation—Application de la copule normale, la copule T et la copule quasi-normale pour les simulations corrélées.
24. 42 distributions de probabilités—Arcsinus, Bernoulli, bêta, bêta 3, bêta 4, bilogarithmique, binomiale, binomiale négative, Cauchy, cosinus, distribution

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

F, Erlang, exponentielle, exponentielle 2, gamma, géométrique, hypergéométrique, khi-carré, Laplace, logistique, lognormale (arithmétique) et lognormale (logarithmique), lognormale 3 (arithmétique) et lognormale 3 (logarithmique), maxima de Gumbel, minima de Gumbel, normale, parabolique, Pareto, Pascal, Pearson V, Pearson VI, PERT, personnalisée, Poisson, puissance, puissance 3, Rayleigh, T et T2, triangulaire, uniforme, uniforme discrète, Weibull, Weibull 3.

25. Paramètres alternatifs—Utilisation des percentiles comme méthode alternative d'entrée des paramètres.
26. Distribution non paramétrique personnalisée—Créez vos propres distributions, en exécutant des simulations historiques et en appliquant la méthode Delphi.
27. Troncation des distributions—Permettant l'activation des bornes de données.
28. Fonctions Excel—Définissez des suppositions et des prévisions à l'aide de fonctions au sein d'Excel.
29. Simulation multidimensionnelle—Simulation de paramètres d'entrée incertains.
30. Contrôle de la précision—Détermine si le nombre d'essais de simulation exécutés est suffisant.
31. Simulation hyper rapide—Exécute 100 000 essais en quelques secondes.

1.4.3 Module de prévisions

32. ARIMA—Modèles ARIMA ou moyenne mobile intégrée autorégressive (P,D,Q).
33. ARIMA automatique—Exécute les combinaisons ARIMA les plus courantes pour trouver le modèle le mieux adapté.
34. Économétrie automatique—Exécute des milliers de combinaisons de modèles et permutations pour obtenir le modèle le mieux adapté pour les données existantes (linéaires, non linéaires, interdépendantes, décalage, écarts, taux, différence).
35. Économétrie de base—Modèles de régressions économétriques, linéaires/non linéaires et interdépendantes.
36. Spline cubique—Interpolation et extrapolation non linéaires.
37. GARCH—Projections de volatilité utilisant des modèles d'hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée: GARCH, GARCH-M, TGARCH, TGARCH-M, EGARCH, EGARCH-T, GJR-GARCH et GJR-TGARCH.
38. Courbe en J—Courbes exponentielles en J.
39. Variables dépendantes limitées—Logit, Probit et Tobit.
40. Chaînes de Markov—Deux éléments concurrents dans le temps et les prédictions de part de marché.
41. Régression multiple—Régression linéaire et non linéaire normale, avec des méthodologies par étapes (ascendante, descendante, corrélation, ascendante-descendante).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

42. Extrapolation non linéaire—Prévisions de séries chronologiques non linéaires.
43. Courbe en S—Courbes logistiques en S.
44. Analyse des données de séries chronologiques—8 modèles de décomposition des séries chronologiques pour prédire les niveaux, les tendances et les saisonnalités.
45. Courbes de tendances—Prévisions et ajustement en utilisant linéaire, polynomiale non linéaire, puissance, logarithmique, exponentielle et moyenne mobile, avec validité de l'ajustement.
46. Prévision par réseau neuronal—Linéaire, logistique, tangente hyperbolique, cosinus avec tangente hyperbolique
47. Prévision par logique floue combinatoire

1.4.4 Module d'optimisation

48. Optimisation linéaire—Optimisation multi-phases et optimisation linéaire générale.
49. Optimisation non linéaire—Résultats détaillés dont des matrices hessiennes, des fonctions de LaGrange et autres.
50. Optimisation statique—Exécutions rapides pour les optimisations des nombres continus, entiers et binaires.
51. Optimisation dynamique—Simulation avec optimisation.
52. Optimisation stochastique—Critères quadratiques, tangentiels, centraux, ascendants et de convergence.
53. Frontière efficiente—Combinaisons d'optimisations stochastiques et dynamiques sur des frontières efficaces multi-variables.
54. Algorithmes génétiques—Utilisés pour divers problèmes d'optimisation.
55. Optimisation multi-phases—Tests pour déterminer les valeurs optimales locales et globales, ce qui permet un meilleur contrôle de la méthode d'exécution de l'optimisation et accroît la précision et la fiabilité des résultats.
56. Percentiles et moyennes conditionnelles—Statistiques supplémentaires pour l'optimisation stochastique, notamment les percentiles et les moyennes conditionnelles, qui sont essentiels au calcul des mesures de valeur au risque conditionnelles.
57. Algorithme de recherche—Algorithmes de recherche simples, rapides et efficaces pour une variable de décision élémentaire unique et des applications de recherche d'objectif.
58. Simulation hyper rapide dans l'optimisation dynamique et stochastique—Exécute une simulation à vitesse hyper rapide, intégrée à l'optimisation.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

1.4.5 Module d'outils analytiques

59. Vérification du modèle—Teste votre modèle pour y détecter les erreurs les plus courantes.
60. Éditeur de corrélations—Permet de saisir et de modifier directement des matrices de corrélations volumineuses.
61. Création de rapports—Automatise la génération de rapports sur les suppositions et les prévisions d'un modèle.
62. Création de rapports statistiques—Génère un rapport comparatif de toutes les statistiques de prévisions.
63. Diagnostics de données—Exécute des tests d'hétéroscédasticité, de micronumérosité, de valeurs aberrantes, de non linéarité, d'autocorrélation, de normalité, de sphéricité, de non stationnarité, de multicolinéarité et de corrélations.
64. Extraction et exportation de données—Extrait des données dans Excel ou des fichiers texte plats et du Simulateur de risques, et exécute des rapports statistiques et de résultats de prévisions.
65. Ouverture et importation des données—Récupère les résultats des exécutions de simulations précédentes.
66. Désaisonnalisation et correction des tendances—Désaisonnalise et corrige les tendances de vos données.
67. Analyse distributionnelle—Calcule des PDF, CDF et ICDF exacts des 42 distributions et génère des tableaux de probabilités.
68. Créateur de distributions—Créez vos propres distributions personnalisées.
69. Ajustement distributionnel (multiple)—Exécute plusieurs variables simultanément, prend en compte les corrélations et leur importance.
70. Ajustement distributionnel (simple)—Tests de Kolmogorov-Smirnov et du khi-carré sur des distributions continues, avec rapports et suppositions distributionnelles.
71. Test d'hypothèse—Effectue des tests pour déterminer si deux prévisions sont statiquement similaires ou différentes.
72. Bootstrap non paramétrique—Simulation des statistiques pour obtenir la précision et l'exactitude des résultats.
73. Graphiques superposés—Graphiques superposés entièrement personnalisables des suppositions et prévisions (CDF, PDF, 2D/3D).
74. Analyse des composants principaux—Teste les meilleures variables indépendantes et les façons de réduire le groupe de données.
75. Analyse de scénario—Des centaines et des milliers de scénarios bidimensionnels statiques.
76. Test de saisonnalité—Teste divers écarts de saisonnalité.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

77. Regroupement par segmentation—Regroupe les données dans des groupes statistiques afin de les segmenter.
78. Analyse de sensibilité—Sensibilité dynamique (analyse simultanée).
79. Test de rupture structurelle—Teste vos données de séries chronologiques pour déterminer si elles contiennent des ruptures structurelles statistiques.
80. Analyse Tornado—Perturbation statique des sensibilités, analyses en araignée et Tornado, et tableaux de scénario.

1.4.6 Module Statistiques et BizStats

81. Ajustement distributionnel des percentiles—Utilise les percentiles et l'optimisation pour trouver la distribution la mieux adaptée.
82. Graphiques et tableaux des distributions de probabilités—Exécute 45 distributions de probabilités, leurs quatre moments, CDF, ICDF, PDF, graphiques, graphiques distributionnels superposés, et génère des tableaux de distributions des probabilités.
83. Analyse statistique—Statistiques descriptives, ajustement distributionnel, histogrammes, graphiques, extrapolation non linéaire, test de normalité, estimation des paramètres stochastiques, prévisions de séries chronologiques, projections des courbes de tendances, etc.
84. ROV BIZSTATS—Plus de 130 modèles de statistiques commerciales et analytiques:

Absolute Values, ANOVA: Randomized Blocks Multiple Treatments, ANOVA: Single Factor Multiple Treatments, ANOVA: Two Way Analysis, ARIMA, Auto ARIMA, Autocorrelation and Partial Autocorrelation, Autoeconometrics (Detailed), Autoeconometrics (Quick), Average, Combinatorial Fuzzy Logic Forecasting, Control Chart: C, Control Chart: NP, Control Chart: P, Control Chart: R, Control Chart: U, Control Chart: X, Control Chart: XMR, Correlation, Correlation (Linear, Nonlinear), Count, Covariance, Cubic Spline, Custom Econometric Model, Data Descriptive Statistics, Deseasonalize, Difference, Distributional Fitting, Exponential J Curve, GARCH, Heteroskedasticity, Lag, Lead, Limited Dependent Variables (Logit), Limited Dependent Variables (Probit), Limited Dependent Variables (Tobit), Linear Interpolation, Linear Regression, LN, Log, Logistic S Curve, Markov Chain, Max, Median, Min, Mode, Neural Network, Nonlinear Regression, Nonparametric: Chi-Square Goodness of Fit, Nonparametric: Chi-Square Independence, Nonparametric: Chi-Square Population Variance, Nonparametric: Friedman's Test, Nonparametric: Kruskal-Wallis Test, Nonparametric: Lilliefors Test, Nonparametric: Runs Test, Nonparametric: Wilcoxon Signed-Rank (One Var), Nonparametric: Wilcoxon Signed-Rank (Two Var), Parametric: One Variable (T) Mean, Parametric: One Variable (Z) Mean, Parametric: One Variable (Z) Proportion, Parametric: Two Variable (F) Variances, Parametric: Two Variable (T) Dependent Means, Parametric: Two Variable (T) Independent Equal

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Variance, Parametric: Two Variable (T) Independent Unequal Variance, Parametric: Two Variable (Z) Independent Means, Parametric: Two Variable (Z) Independent Proportions, Power, Principal Component Analysis, Rank Ascending, Rank Descending, Relative LN Returns, Relative Returns, Seasonality, Segmentation Clustering, Semi-Standard Deviation (Lower), Semi-Standard Deviation (Upper), Standard 2D Area, Standard 2D Bar, Standard 2D Line, Standard 2D Point, Standard 2D Scatter, Standard 3D Area, Standard 3D Bar, Standard 3D Line, Standard 3D Point, Standard 3D Scatter, Standard Deviation (Population), Standard Deviation (Sample), Stepwise Regression (Backward), Stepwise Regression (Correlation), Stepwise Regression (Forward), Stepwise Regression (Forward-Backward), Stochastic Processes (Exponential Brownian Motion), Stochastic Processes (Geometric Brownian Motion), Stochastic Processes (Jump Diffusion), Stochastic Processes (Mean Reversion with Jump Diffusion), Stochastic Processes (Mean Reversion), Structural Break, Sum, Time-Series Analysis (Auto), Time-Series Analysis (Double Exponential Smoothing), Time-Series Analysis (Double Moving Average), Time-Series Analysis (Holt-Winter's Additive), Time-Series Analysis (Holt-Winter's Multiplicative), Time-Series Analysis (Seasonal Additive), Time-Series Analysis (Seasonal Multiplicative), Time-Series Analysis (Single Exponential Smoothing), Time-Series Analysis (Single Moving Average), Trend Line (Difference Detrended), Trend Line (Exponential Detrended), Trend Line (Exponential), Trend Line (Linear Detrended), Trend Line (Linear), Trend Line (Logarithmic Detrended), Trend Line (Logarithmic), Trend Line (Moving Average Detrended), Trend Line (Moving Average), Trend Line (Polynomial Detrended), Trend Line (Polynomial), Trend Line (Power Detrended), Trend Line (Power), Trend Line (Rate Detrended), Trend Line (Static Mean Detrended), Trend Line (Static Median Detrended), Variance (Population), Variance (Sample), Volatility: EGARCH, Volatility: EGARCH-T, Volatility: GARCH, Volatility: GARCH-M, Volatility: GJR GARCH, Volatility: GJR TGARCH, Volatility: Log Returns Approach, Volatility: TGARCH, Volatility: TGARCH-M, Yield Curve (Bliss), and Yield Curve (Nelson-Siegel).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

2

2. SIMULATION DE MONTE CARLO

La simulation de Monte Carlo, qui doit son nom à la célèbre capitale du jeu qu'est Monaco, est une méthodologie très puissante. Elle permet de résoudre facilement des problèmes pratiques complexes et difficiles. La simulation de Monte Carlo crée des avenirs artificiels en générant des milliers, voire des millions, d'échantillons de chemins de sortie, et analyse leurs caractéristiques principales. Pour les analystes d'une entreprise, suivre des cours de mathématiques de haut niveau n'est ni logique ni pratique. Un analyste de talent utiliserait tous les outils à sa disposition pour obtenir la même réponse de la façon la plus pratique et la plus simple possible. Et dans tous les cas, si la modélisation est effectuée correctement, la simulation de Monte Carlo fournit des réponses similaires à celles des méthodes mathématiques plus « élégantes ». Donc, qu'est-ce que la simulation de Monte Carlo et comment fonctionne-t-elle ?

2.1 Qu'est-ce que la simulation de Monte Carlo ?

La simulation de Monte Carlo, dans sa forme la plus simple, est un générateur de nombres aléatoires qui est utile pour les prévisions, les estimations et l'analyse des risques. Une simulation calcule de nombreux scénarios d'un modèle en choisissant de façon répétée des valeurs d'une *distribution* de *probabilités* définie par l'utilisateur pour les variables incertaines, puis en utilisant ces valeurs pour le modèle. Tous ces scénarios produisent des résultats connexes dans le modèle, où chaque scénario peut avoir une *prévision*. Les prévisions sont des événements (généralement avec des formules ou des fonctions) que vous définissez comme des sorties importantes du modèle. Il s'agit en général d'événements comme des totaux, des bénéfices nets ou des dépenses brutes.

De façon simpliste, pensez à l'approche de la simulation de Monte Carlo comme suit: piocher des balles de golf dans un grand panier de façon répétée, ces balles étant remplacées. La taille et la forme du panier dépendent de la ***supposition d'entrée*** distributionnelle (par ex. une distribution normale avec une moyenne de 100 et un écart

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

type de 10, par rapport à une distribution uniforme ou triangulaire), certains paniers étant plus profonds ou plus symétriques que d'autres, permettant que certaines balles soient piochées plus fréquemment que d'autres. Le nombre de balles piochées de façon répétée dépend du nombre d'***essais*** simulés. Pour un grand modèle avec plusieurs suppositions connexes, imaginez ce grand modèle comme un très grand panier, contenant de nombreux paniers plus petits avec chacun son jeu de balles s'y déplaçant. Chaque petit panier contient son propre jeu de balles de golf. Parfois, ces petits paniers « se tiennent la main » (s'il y a une ***corrélation*** entre les variables) et les balles de golf se déplacent en tandem alors que d'autres se déplacent indépendamment les unes des autres. Les balles qui sont piochées à chaque fois à partir de ces interactions au sein de modèle (le grand panier central) sont tabulées et enregistrées, fournissant un résultat de ***prévision*** de la simulation.

2.2 Commencer à utiliser le Simulateur de risques

2.2.1 Aperçu général du logiciel

Le *Simulateur de risques* a plusieurs applications différentes, notamment la simulation de Monte Carlo, les prévisions, l'optimisation et l'analyse des risques.

- Le *module de simulation* vous permet d'exécuter des simulations dans vos modèles Excel existants, de générer et d'extraire des prévisions de simulation (distributions des résultats), d'effectuer un ajustement distributionnel (trouver automatiquement la distribution statistique la mieux adaptée), de calculer les corrélations (maintenir les relations entre les variables aléatoires simulées), d'identifier les sensibilités (créer des graphiques Tornado et de sensibilité), de tester les hypothèses statistiques (trouver les différences statistiques entre des paires de prévisions), d'exécuter une simulation par bootstrap (tester la solidité des statistiques de résultat) et d'exécuter des simulations personnalisées et non paramétriques (des simulations utilisant des données historiques sans spécifier de distributions ou leurs paramètres pour les prévisions sans données, ou appliquer des prévisions basées sur les opinions des experts).
- Le *module de prévisions* peut être utilisé pour générer prévisions de séries chronologiques automatiques (avec et sans saisonnalité et tendance), régressions à plusieurs variables (modélisation des relations entre les variables), extrapolations non linéaires (ajustement de courbe), processus stochastiques (trajets aléatoires, retours à la moyennes, diffusions par saut et processus mixtes), ARIMA de Box-Jenkins (prévisions économétriques), ARIMA automatique, économétrie de base et économétrie automatique (modélisation des relations et génération des prévisions), courbes en J exponentielles, courbes en S logistiques, modèles GARCH et ses multiples

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

variantes (modélisation et prévision de la volatilité), modèles de maximum de vraisemblance pour des variables dépendantes limitées (modèles logit, tobit et probit), chaînes de Markov, courbes de tendances, splines et autres.

- Le *module d'optimisation* est utilisé pour optimiser plusieurs variables de décision sujettes à des contraintes pour maximiser ou minimiser un objectif, et peut être exécuté comme optimisation statique, dynamique ou stochastique avec incertitude en corrélation avec la simulation de Monte Carlo, ou optimisation stochastique avec les simulations hyper rapides. Le logiciel peut traiter les optimisations linéaires et non linéaires avec des variables binaires, entières et continues, et générer des frontières efficientes de Markowitz.
- Le *module Outils analytiques* vous permet d'exécuter des regroupements par segmentation, des tests d'hypothèse, des tests statistiques des données brutes, des diagnostics de données des suppositions de prévisions techniques (par ex. hétéroscédasticité, multicolinéarité, etc.), des analyses de sensibilité et de scénario, des analyses de graphiques superposés, des graphiques en araignée, des graphiques Tornado, ainsi que de nombreux autres outils puissants.
- Real Options Super Lattice Solver (Résolveur de super treillis d'options réelles) est un autre logiciel autonome qui complète le Simulateur de risques, utilisé pour résoudre les problèmes d'options réelles simples ou complexes.

Les sections suivantes expliquent les bases du module de simulation du Simulateur de risques, et les chapitres suivants traiteront des applications des autres modules de façon plus détaillée. Avant de continuer votre lecture, installez le Simulateur de risques sur votre ordinateur afin de pouvoir suivre les explications. ***En fait, nous vous conseillons fortement de commencer par regarder les vidéos de démarrage sur le Web (www.realoptionsvaluation.com/risksimulator.html) ou d'essayer les exercices étape par étape qui se trouvent à la fin de ce chapitre, puis de revenir lire le texte de ce chapitre.*** En effet, les vidéos et les exercices vous permettront de vous lancer immédiatement, alors que le texte de ce chapitre est plus axé sur la théorie et les explications détaillées des propriétés de la simulation.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

2.2.2 Exécuter une simulation de Monte Carlo

Typiquement, pour exécuter une simulation dans votre modèle Excel existant, vous devez suivre les étapes suivantes:

1. Créer un nouveau profil de simulation ou ouvrir un profil existant
2. Définir les suppositions d'entrée dans les cellules appropriées
3. Définir les prévisions de sortie dans les cellules appropriées
4. Exécuter la simulation
5. Interpréter les résultats

Si vous le souhaitez, et pour vous entraîner, ouvrez l'exemple de fichier intitulé ***Basic Simulation Model (modèle de simulation de base)*** et suivez les exemples ci-dessous pour créer une simulation. Vous trouverez cet exemple de fichier dans le menu ***Démarrer | Real Options Valuation | Simulateur de risques | Exemples*** ou vous pouvez aussi y accéder directement par le biais de ***Simulateur de risques | Exemples de modèles.***

Créer un nouveau profil de simulation Hypergeometric Distribution

Pour lancer une nouvelle simulation, vous devez d'abord créer un profil de simulation. Un profil de simulation comprend un jeu complet d'instructions sur la façon dont vous voulez exécuter une simulation, c'est-à-dire toutes les suppositions, prévisions, préférences d'exécution, etc. Les profils facilitent la création de plusieurs scénarios de simulation. En effet, en utilisant exactement le même modèle, vous pouvez créer plusieurs profils, chacun avec ses propriétés et spécifications de simulation propres. Une même personne peut créer différents scénarios de test en utilisant différentes entrées et suppositions distributionnelles, ou plusieurs personnes peuvent toutes tester leurs entrées et suppositions avec le même modèle.

- **Lancez Excel** et créez un nouveau modèle ou ouvrez un modèle existant (vous pouvez utiliser l'exemple de modèle de simulation de base pour suivre ces explications).
- Cliquez sur Simulateur de risques | Nouveau profil de simulation.
- Spécifiez un titre pour votre simulation, ainsi que les autres informations pertinentes (figure 2.1).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

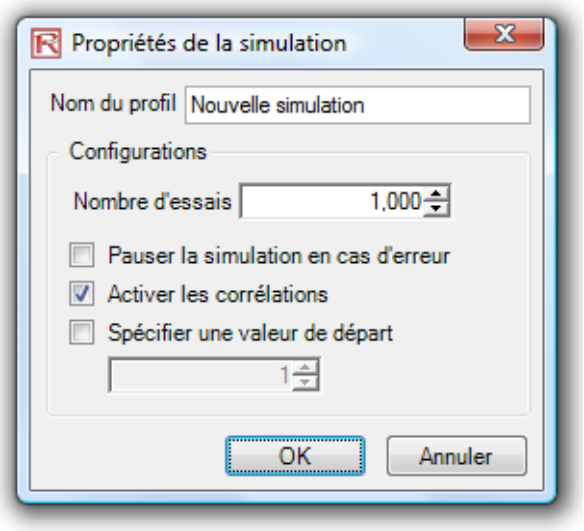


Figure 2.1 – Nouveau profil de simulation

Titre/Nom du profil: Si vous spécifiez un titre de simulation, vous pouvez créer plusieurs profils de simulation dans un seul modèle Excel. Cela signifie que vous pouvez désormais enregistrer différents profils de scénario de simulation au sein du même modèle sans avoir à supprimer les suppositions existantes et à les changer chaque fois que vous avez besoin d'un nouveau scénario de simulation. Vous pouvez toujours modifier le nom du profil ultérieurement (***Simulateur de risques | Modifier le profil***).

Nombre d'essais: C'est ici que vous devez saisir le nombre d'essais de simulation requis. Par exemple, si vous exécutez 1 000 essais, 1 000 itérations des résultats basés sur les suppositions d'entrée seront générées. Vous pouvez changer ce nombre comme vous le souhaitez, mais l'entrée doit être un nombre positif. Le nombre d'essais par défaut est 1 000. Vous pouvez utiliser les contrôles de la précision et des erreurs pour vous aider à déterminer automatiquement le nombre d'essais de simulation à exécuter (consultez la section sur les contrôles de la précision et des erreurs pour de plus amples détails).

Pauser la simulation en cas d'erreur: Si cette option est sélectionnée, la simulation s'arrête chaque fois qu'une erreur survient dans le modèle Excel. C'est-à-dire que si votre modèle rencontre une erreur de calcul (par ex. des valeurs d'entrée générées dans un essai de simulation peuvent produire une erreur de division par zéro dans l'une des cellules de votre feuille de calcul), la simulation s'arrête. C'est important pour contrôler votre modèle Excel et vérifier qu'il ne contient pas d'erreurs de calcul. Cependant, si vous êtes sûr que le modèle fonctionne, vous n'avez pas besoin de cocher cette option.

Activer les corrélations: Si cette option est sélectionnée, les corrélations entre les paires de suppositions d'entrée sont calculées. Sinon, les corrélations sont toutes définies sur zéro et une simulation est exécutée en supposant qu'il n'existe pas de corrélations entre les suppositions d'entrée.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Par exemple, l'application des corrélations produit des résultats plus précis s'il existe des corrélations et a tendance à produire un niveau de confiance de prévision inférieur s'il existe des corrélations négatives. Après avoir activé les corrélations ici, vous pouvez ultérieurement définir les coefficients de corrélation pertinents pour chaque supposition générée (consultez la section sur les corrélations pour de plus amples détails).

Spécifier la séquence de nombres aléatoires ou valeur de départ:

Par définition, la simulation produit des résultats légèrement différents chaque fois qu'une simulation est exécutée. Cela est dû à la routine de génération de nombres aléatoires de la simulation de Monte Carlo et c'est une réalité théorique dans tous les générateurs de nombres aléatoires. Cependant, lorsque vous faites des présentations, vous avez parfois besoin des mêmes résultats (surtout quand le rapport présenté montre un jeu de résultats et que vous souhaitez qu'au cours d'une présentation « live » les mêmes résultats soient générés, ou quand vous partagez des modèles avec d'autres personnes et que vous souhaitez que les mêmes résultats soient obtenus à chaque fois): dans ce cas, sélectionnez cette option et saisissez une valeur de départ initiale. La valeur de départ peut être n'importe quel entier positif. En utilisant la même valeur de départ initiale, le même nombre d'essais et les mêmes suppositions d'entrée, la simulation produira toujours la même séquence de nombres aléatoires, ce qui garantit le même jeu de résultats finaux.

Remarque: Une fois que vous avez créé un profil de simulation, vous pouvez y revenir ultérieurement et modifier ces préférences. Pour ce faire, vérifiez que le profil actif est le profil que vous souhaitez modifier. Si ce n'est pas le cas, cliquez sur ***Simulateur de risques | Changer de profil de simulation***, sélectionnez le profil que vous souhaitez modifier et cliquez sur ***OK*** (La figure 2.2 montre comment activer un profil sélectionné en présence de plusieurs profils). Puis cliquez sur ***Simulateur de risques | Modifier le profil de simulation*** et effectuez les modifications nécessaires. Vous pouvez aussi dupliquer ou changer le nom d'un profil existant. Lorsque vous créez plusieurs profils dans le même modèle Excel, faites bien attention de donner un nom unique à chacun d'entre eux afin de pouvoir les distinguer ultérieurement. En outre, ces profils sont stockés dans des secteurs caches du fichier Excel *.xls et il n'est donc pas nécessaire d'enregistrer de fichiers supplémentaires. Les profils et leur contenu (suppositions, prévisions, etc.) sont automatiquement enregistrés lorsque vous enregistrez le fichier Excel. Enfin, le dernier profil actif quand vous quittez et enregistrez le fichier Excel est celui qui sera ouvert la prochaine fois que vous accéderez au fichier Excel.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

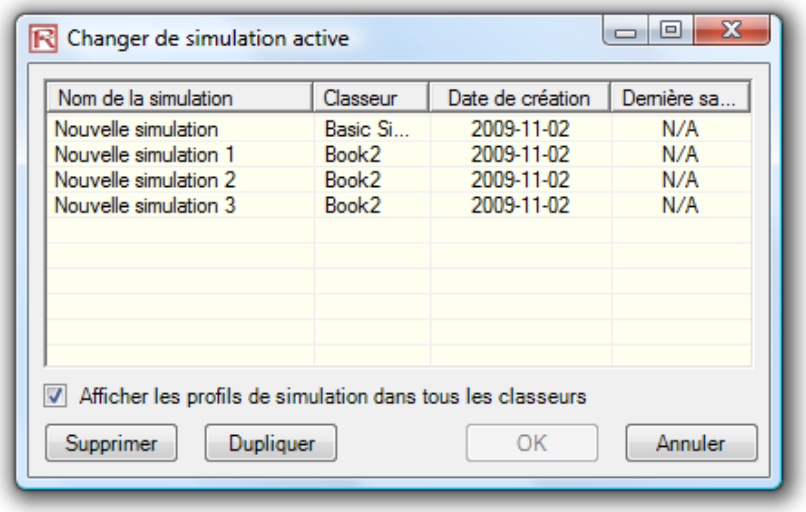


Figure 2.2 – Changer de simulation active

Définir les suppositions d'entrée

L'étape suivante est la définition des suppositions d'entrée dans votre modèle. Remarque: Les suppositions ne peuvent être affectées qu'à des cellules sans équations ni fonctions, c'est-à-dire des valeurs numériques tapées qui sont des entrées dans le modèle, alors que les prévisions de sortie ne peuvent être affectées qu'à des cellules avec des équations ou des fonctions, c'est-à-dire les résultats d'un modèle. N'oubliez pas que vous ne pouvez définir les suppositions et prévisions que si un profil de simulation existe déjà. Pour définir de nouvelles suppositions d'entrée dans votre modèle, procédez comme suit:

- Vérifiez qu'un profil de simulation existe, ouvrez un profil existant ou créez un nouveau profil (Simulateur de risques | Nouveau profil de simulation).
- Sélectionnez la cellule sur laquelle vous souhaitez définir la supposition (par ex. la cellule G8 dans l'exemple de modèle de simulation de base).
- Cliquez sur Simulateur de risques | Définir la supposition d'entrée ou cliquez sur l'icône de définition de supposition d'entrée dans la barre d'outils du Simulateur de risques.
- Sélectionnez la distribution de votre choix et saisissez les paramètres distributionnels pertinents (par ex. distribution triangulaire avec 1,5 ; 2 ; 2,25 comme valeurs minimum, la plus probable et maximum), puis cliquez sur OK pour insérer la supposition d'entrée dans votre modèle (figure 2.3).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

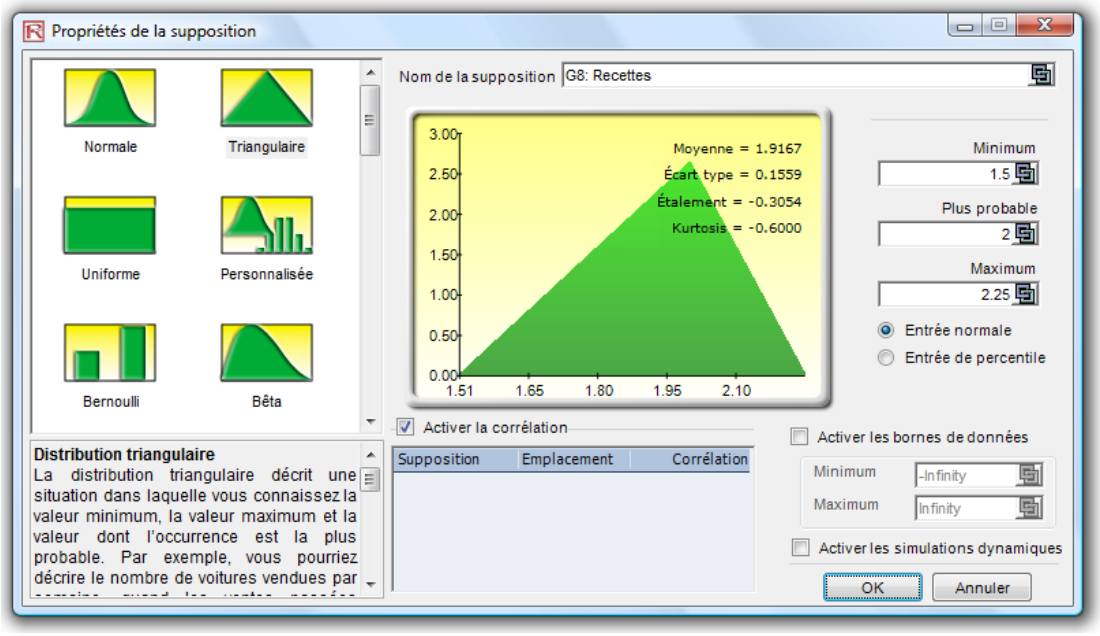


Figure 2.3 – Définir une supposition d'entrée

Remarque: Vous pouvez aussi définir une supposition d'entrée en sélectionnant la cellule sur laquelle vous souhaitez définir la supposition et en cliquant avec le ***bouton droit de la souris***, pour accéder au menu de raccourcis du Simulateur de risques. En outre, si vous êtes un utilisateur expérimenté, vous pouvez définir une supposition d'entrée en utilisant les ***fonctions RS*** du Simulateur de risques: sélectionnez la cellule de votre choix, cliquez sur *Insérer*, *Fonction* dans Excel, sélectionnez *Toutes les catégories,* puis faites défiler jusqu'à la liste des fonctions *RS* (nous vous déconseillons d'utiliser les fonctions RS si vous n'êtes pas un utilisateur expérimenté). Pour les exemples qui suivent, nous vous suggérons de suivre les instructions de base pour accéder aux menus et aux icônes.

Vous remarquerez que dans les propriétés de supposition, se trouvent un certain nombre de sections clés. La figure 2.4 illustre ces différentes sections:

Nom de la supposition:

Cette section facultative vous permet de saisir des noms uniques pour les suppositions pour vous aider à vous rappeler de ce que supposition représente. Il est fortement conseillé d'utiliser des noms de supposition courts mais précis.

Galerie des distributions:

Cette section, sur la gauche, affiche toutes les distributions disponibles dans le logiciel. Pour modifier l'affichage, cliquez n'importe où dans la galerie avec le bouton droit de la souris et sélectionnez grandes icônes, petites icônes ou liste. Plus de deux douzaines de distributions sont disponibles.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Paramètres d'entrée: Selon la distribution sélectionnée, les paramètres pertinents requis sont affichés. Vous pouvez entrer les paramètres directement ou les relier à des cellules spécifiques de votre feuille de calcul. Préciser ou taper les paramètres est utile quand il est supposé que les paramètres de supposition ne changent pas. Les relier aux cellules de la feuille de calcul est utile quand les paramètres d'entrée doivent être visibles ou peuvent changer (cliquez sur l'icône Relier pour relier un paramètre d'entrée à une cellule).

Activer les bornes de données: Elles ne sont généralement pas utilisées par l'analyste moyen mais existent pour tronquer les suppositions distributionnelles. Par exemple, si une distribution normale est sélectionnée, les bornes théoriques se trouvent entre l'infini négatif et l'infini positif. Cependant, en pratique, la variable simulée n'existe que dans une plage plus petite et cette plage peut alors être saisie pour tronquer la distribution de façon appropriée.

Corrélations: Les corrélations par paires peuvent être affectées à des suppositions d'entrée ici. Si les corrélations sont requises, n'oubliez pas de cocher l'option *Activer les corrélations* en cliquant sur *Simulateur de risques | Modifier le profil de simulation*. Consultez la discussion sur les corrélations plus loin dans ce chapitre pour de plus amples détails sur l'affectation de corrélations et les effets des corrélations sur un modèle. Attention, vous pouvez tronquer une supposition distributionnelle ou la corréler à une autre supposition, mais pas les deux.

Descriptions courtes: Elles existent pour chacune des distributions de la galerie. Les descriptions courtes expliquent quand une distribution donnée est utilisée, ainsi que les paramètres d'entrée requis. Consultez la section *Comprendre les distributions de probabilités pour la simulation de Monte Carlo* pour de plus amples détails sur chaque type de distribution disponible dans le logiciel.

Entrée normale et entrée de percentile: Cette option permet à l'utilisateur d'effectuer un test de contrôle rapide de la supposition d'entrée. Par exemple, si vous définissez une distribution normale avec des entrées de moyenne et d'écart type, vous pouvez cliquer sur l'entrée de percentile pour voir ce que sont les $10^{ème}$ et $90^{ème}$ percentiles correspondants.

Activer les simulations dynamiques: Par défaut, cette option n'est pas sélectionnée, mais si vous voulez exécuter une simulation multidimensionnelle (c'est-à-dire si vous reliez les paramètres d'entrée de la supposition à une autre cellule qui est elle-même une supposition, vous simulez les entrées ou la simulation), n'oubliez pas de cocher cette option. La simulation dynamique ne fonctionnera que si les entrées sont reliées à d'autres suppositions d'entrées changeantes.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

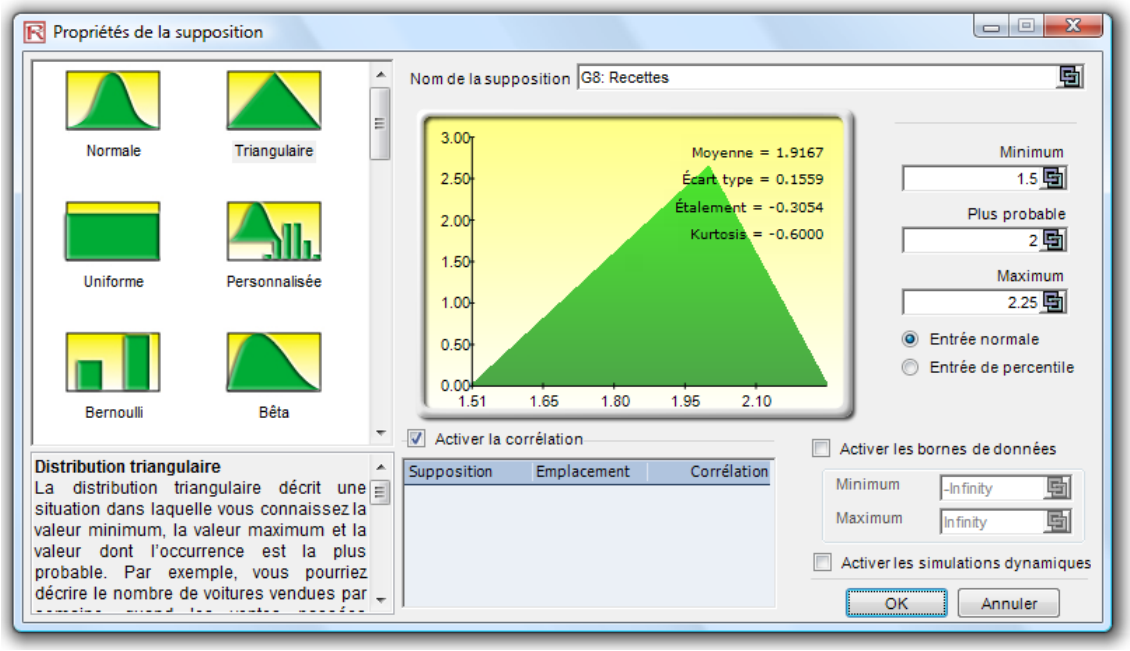


Figure 2.4 – Propriétés de supposition

Remarque: Si vous suivez l'exemple, continuez en définissant une autre supposition sur la cellule ***G9***. Cette fois, utilisez la distribution ***uniforme*** avec une valeur minimum de ***0,85*** et une valeur maximum de ***1,25***. Puis passez à l'étape suivante et définissez les prévisions de sortie.

Définir les prévisions de sortie

L'étape suivante est la définition des prévisions de sortie dans le modèle. Les prévisions ne peuvent être définies que sur des cellules de sortie avec des équations ou des fonctions. Pour définir une prévision, procédez comme suit:

- Sélectionnez la cellule sur laquelle vous souhaitez définir la prévision (par ex. la cellule ***G10*** dans l'exemple de modèle de simulation de base).
- Cliquez sur ***Simulateur de risques*** et sélectionnez ***Définir la prévision de sortie*** ou cliquez sur l'icône de définition de la prévision de sortie dans la barre d'outils du Simulateur de risques (figure 1.3).
- Saisissez les informations pertinentes et cliquez sur ***OK***.

Remarque: Vous pouvez aussi définir une prévision de sortie en sélectionnant la cellule sur laquelle vous souhaitez définir la prévision et en cliquant avec le bouton droit de la souris, pour accéder au menu de raccourcis du Simulateur de risques.

La figure 2.5 illustre les propriétés de la prévision à définir.

Nom de la prévision:

Spécifiez le nom de la cellule de prévision. C'est important car quand vous avez un modèle volumineux avec de nombreuses cellules de prévisions, l'attribution de noms

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

individuels à ces cellules vous permet d'accéder aux résultats pertinents rapidement. Ne sous-estimez pas l'importance de cette étape simple. Il est fortement conseillé d'utiliser des noms de prévision courts mais précis.

Précision de la prévision:

Au lieu de vous fier à une estimation hasardeuse du nombre d'essais que vous devriez exécuter dans votre simulation, vous pouvez définir des contrôles de la précision et d'erreurs. Quand une combinaison erreur/précision a été atteinte dans la simulation, la simulation s'arrête et vous informe de la précision atteinte, faisant ainsi du nombre d'essais de simulation un processus automatisé et vous évitant de devoir deviner le nombre d'essais requis. Consultez la section sur les contrôles de la précision et des erreurs pour de plus amples détails.

Afficher la fenêtre de prévision:

Permet à l'utilisateur d'afficher ou non une fenêtre de prévision particulière. Le paramètre par défaut est de toujours afficher un graphique de prévision.

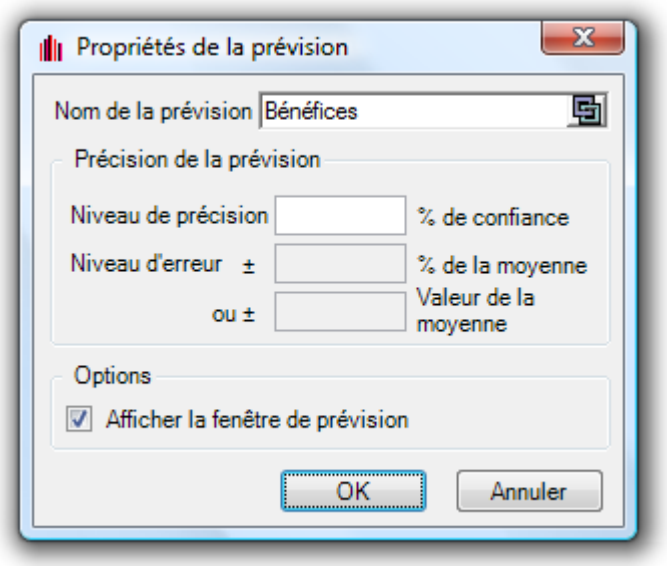


Figure 2.5 – Définir la prévision de sortie

Exécuter la simulation

Si tout semble correct, cliquez sur ***Simulateur de risques | Exécuter la simulation*** ou sur l'icône ***Exécuter*** dans la barre d'outils du Simulateur de risques et la simulation s'exécutera. Vous pouvez aussi réinitialiser une simulation après son exécution afin de l'exécuter à nouveau (***Simulateur de risques | Réinitialiser la simulation*** ou icône de réinitialisation de la simulation de la barre d'outils), ou de l'arrêter en cours d'exécution. De plus, la fonction *par étapes* (***Simulateur de risques | Simulation par étapes*** ou icône de simulation par étapes de la barre d'outils) vous permet de simuler un seul essai à la fois, ce qui est utile pour présenter la simulation à d'autres personnes (c'est-à-dire que vous pouvez montrer qu'à chaque essai, toutes les valeurs dans les cellules de

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

supposition sont remplacées et que tout le modèle est recalculé à chaque fois). Vous pouvez aussi accéder au menu d'exécution de la simulation en cliquant n'importe où dans le modèle avec le bouton droit de la souris, puis en sélectionnant Exécuter la simulation.

Le Simulateur de risques vous permet également d'exécuter la simulation très rapidement: c'est ce qu'on appelle l'hyper vitesse. Pour ce faire, cliquez sur ***Simulateur de risques*** | ***Exécuter la simulation hyper rapide*** ou sur l'icône correspondante. Vous remarquerez à quel point cette simulation est plus rapide. D'ailleurs, pour vous entraîner, cliquez sur ***Réinitialiser la simulation***, ***Modifier le profil de simulation,*** définissez le ***Nombre d'essais*** sur ***100 000*** et cliquez sur ***Exécuter la simulation hyper rapide***. Son exécution ne devrait prendre que quelques secondes. Cependant, la simulation hyper rapide ne s'exécutera pas si le modèle contient des erreurs, du code VBA ou des liens vers des applications ou des sources de données externes. Dans de telles situations, vous serez averti et la simulation à vitesse normale s'exécutera à la place. Les simulations à vitesse normale peuvent toujours s'exécuter même en présence d'erreurs, de VBA ou de liens externes.

Interpréter les résultats de prévisions

La dernière étape de la simulation de Monte Carlo est l'interprétation des graphiques de prévision en résultant. Les figures 2.6 à 13 illustrent le graphique de prévisions et les statistiques correspondantes générés après l'exécution de la simulation. Généralement, les points suivants sont importants pour l'interprétation des résultats d'une simulation:

- **Graphique de prévision:** Le graphique de prévision illustré à la figure 2.6 est un histogramme de probabilité qui montre la fréquence des valeurs dans le nombre total d'essais simulés. Les barres verticales montrent la fréquence d'une valeur *x* particulière survenant dans le nombre total d'essais, et la fréquence cumulative (ligne continue) montre les probabilités totales de toutes les valeurs égales ou inférieures à *x* survenant dans la prévision.
- **Statistiques de prévisions:** Les statistiques de prévisions illustrées à la figure 2.7 résument la distribution des valeurs de prévisions en termes des quatre moments de la distribution. Consultez la section *Comprendre les statistiques de prévisions* pour de plus amples détails sur ce que signifient certaines de ces statistiques. Vous pouvez passer de l'onglet Histogramme à l'onglet Statistiques (et vice versa) en appuyant sur la barre d'espace.

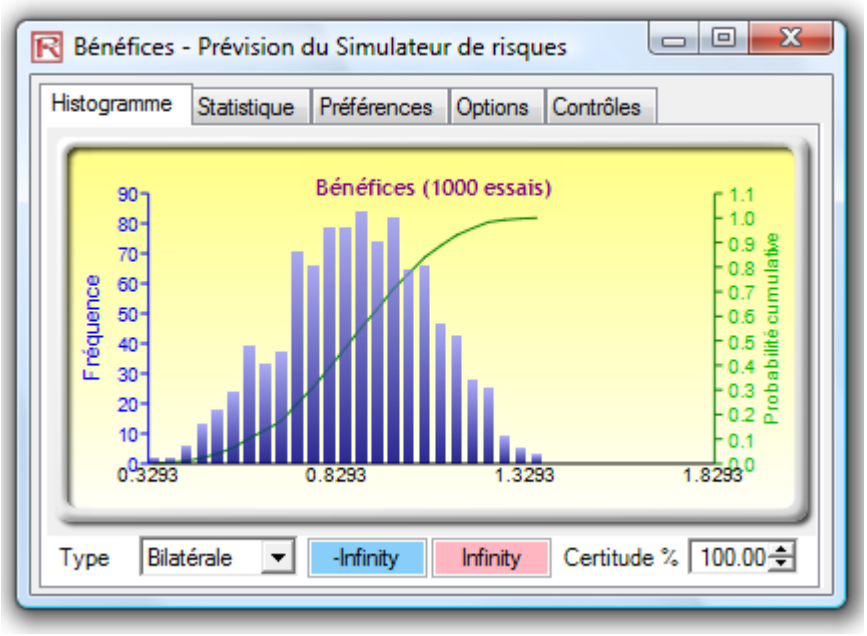


Figure 2.6 – Graphique de prévisions

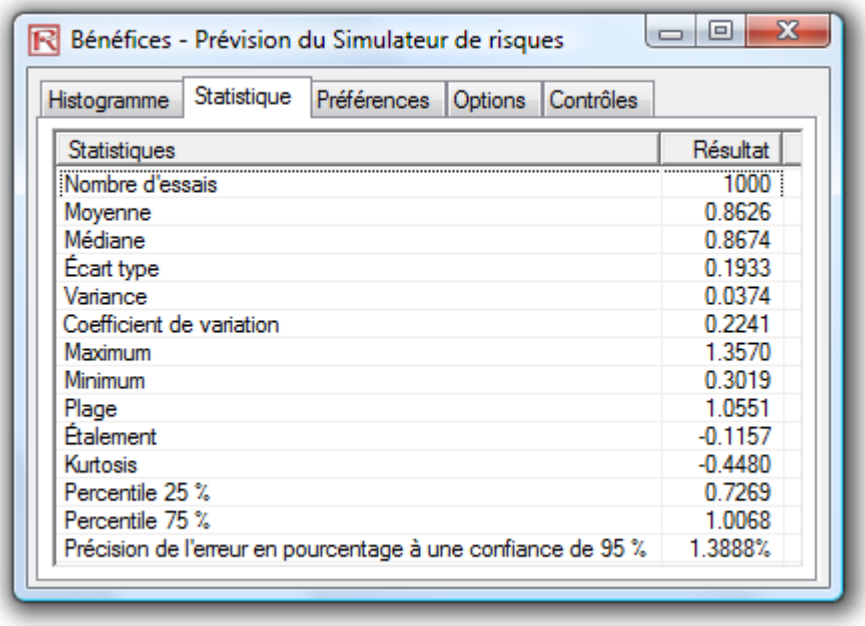


Figure 2.7 – Statistiques de prévisions

Préférences:

L'onglet Préférences du graphique de prévisions vous permet de modifier l'aspect des graphiques. Par exemple, si vous sélectionnez ***Toujours afficher au premier plan***, les graphiques de prévisions seront toujours visibles quels que soient les autres logiciels en cours d'exécution sur votre ordinateur. ***Résolution de l'histogramme*** vous permet de changer le nombre de casiers de l'histogramme (de 5 à 100). ***Intervalle de mise à jour***

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

des données vous permet de contrôler la vitesse d'exécution de la simulation par rapport à la fréquence de mise à jour du graphique de prévisions. C'est-à dire que si vous voulez que le graphique de prévisions soit mis à jour à chaque essai ou presque, cela ralentira la simulation car plus de mémoire est allouée à la mise à jour du graphique au lieu de l'exécution de la simulation. Il s'agit simplement d'une préférence utilisateur et ne change d'aucune façon les résultats de la simulation, seulement sa vitesse d'exécution. Pour accroître encore la vitesse de la simulation, vous pouvez minimiser Excel pendant l'exécution de la simulation, ce qui réduit la mémoire nécessaire pour visiblement mettre à jour la feuille de calcul Excel et libère de la mémoire pour l'exécution de la simulation. Les options ***Tout effacer*** et ***Tout minimiser*** contrôlent tous les graphiques de prévisions ouverts.

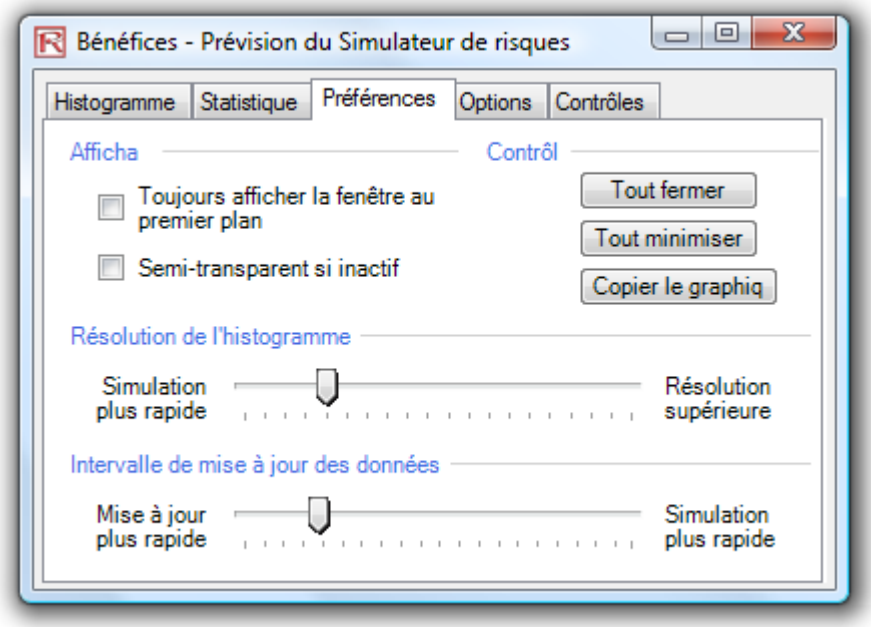


Figure 2.8 – Préférences du graphique de prévisions

Options:

Cette option du graphique de prévisions vous permet d'afficher toutes les données de prévisions ou de filtrer les valeurs qui se trouvent dans un intervalle spécifié de votre choix ou un écart type de votre choix. Vous pouvez également définir le niveau de précision pour cette prévision spécifique afin d'afficher les niveaux d'erreur dans l'affichage des statistiques. Consultez la section portant sur les contrôles des erreurs et de la précision pour de plus amples détails. *Afficher la statistique suivante* est une préférence utilisateur permettant de déterminer si les lignes de moyenne, médiane, premier quartile et troisième quartile (25ème et 75ème percentiles) doivent être affichées sur le graphique de prévisions.

Contrôles:

Les fonctionnalités de cet onglet vous permettent de changer le type, la couleur, la taille,

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

le zoom, l'inclinaison, l'aspect 3D et autres propriétés du graphique de prévisions, ainsi que de fournir des graphiques superposés (FDP, FDC) et d'exécuter un ajustement de la distribution sur vos données de prévisions (consultez la section Ajustement des données pour de plus amples détails sur cette méthodologie).

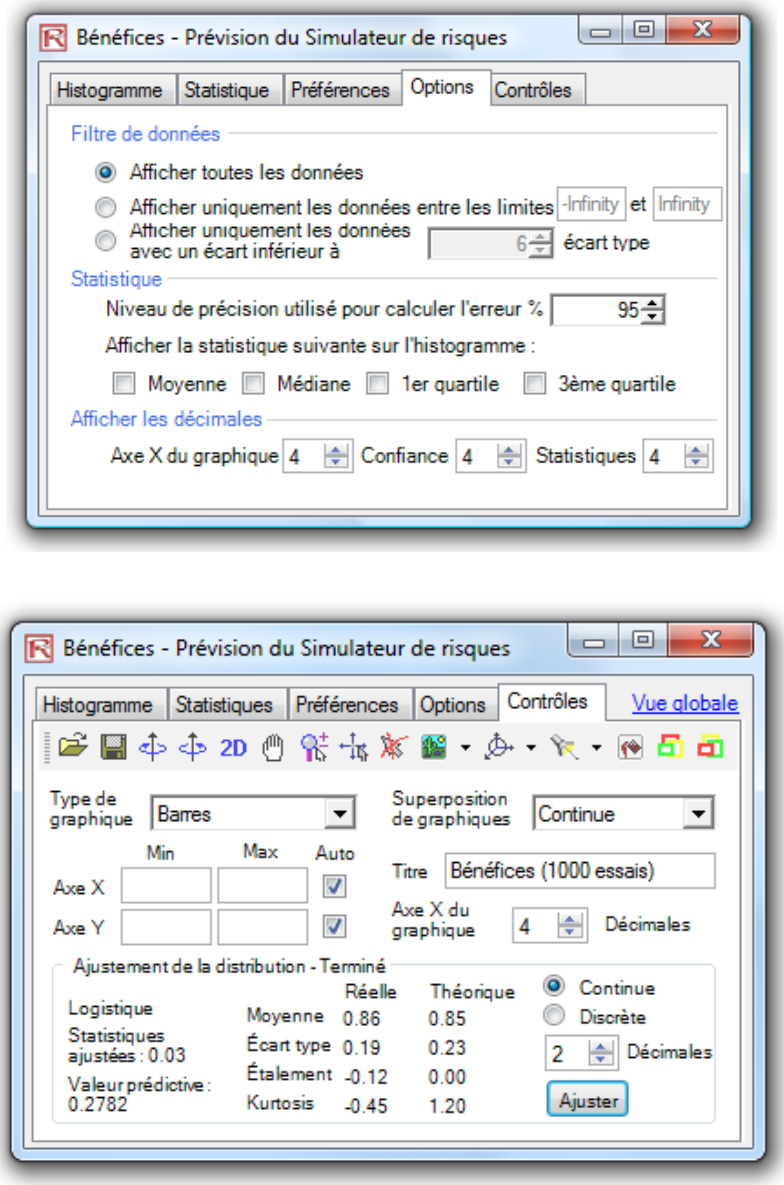


Figure 2.9 – Options et contrôles du graphique de prévisions

Utiliser les graphiques de prévisions et les intervalles de confiance

Dans les graphiques de prévisions, vous pouvez déterminer la probabilité d'occurrence appelée intervalle de confiance. C'est-à-dire qu'en prenant deux valeurs, quelles sont les chances que le résultat se trouve entre ces deux valeurs ? La figure 2.10 illustre qu'il y a une probabilité de 90 % que le résultat final (dans ce cas, le niveau de revenus) se trouve

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

entre $0,5307 et $1,1739. L'intervalle de confiance bilatéral peut être obtenu en sélectionnant ***Bilatérale*** comme type, en entrant la valeur de certitude souhaitée (par ex. ***90***) et en appuyant sur ***TAB***. Les deux valeurs calculées correspondant à la valeur de certitude s'affichent alors. Dans cet exemple, il y a une probabilité de 5 % que les revenus soient inférieurs à $0,5307 et une autre probabilité de 5 % que les revenus soient supérieurs à $1,1739. C'est-à-dire que l'intervalle de confiance bilatéral est un intervalle symétrique, centrée sur la valeur médiane ou 50ème percentile. Ainsi, les deux queues ont la même probabilité.

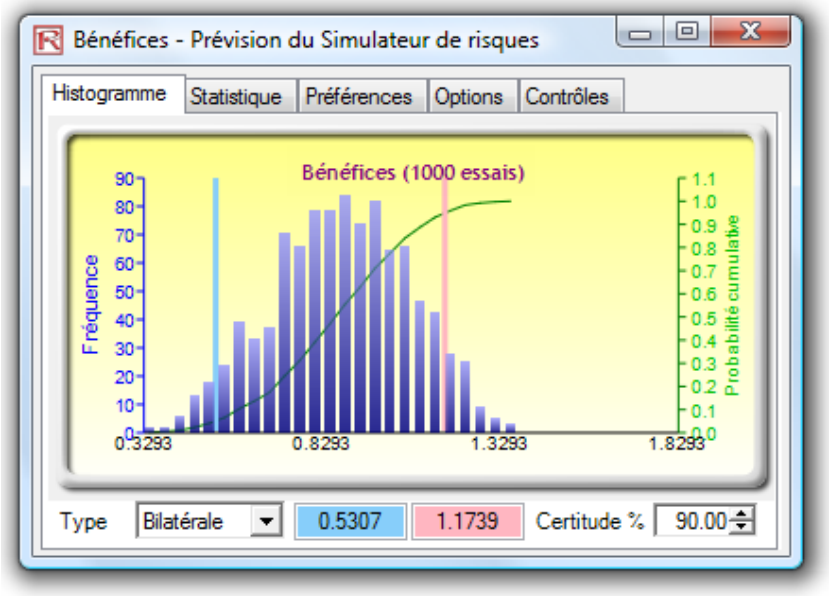


Figure 2.10 – Intervalle de confiance bilatéral du graphique de prévisions

Une probabilité unilatérale peut également être calculée. La figure 2.11 illustre une sélection de queue gauche à un niveau de confiance de 95 % (choisissez ***Queue gauche <*** comme type, entrez ***95*** comme niveau de certitude et appuyez sur ***TAB***). Cela signifie qu'il y a une probabilité de 95 % que les revenus soient inférieurs à $1,1739 ou une probabilité de 5 % qu'ils soient supérieurs à $1,1739, ce qui correspond parfaitement aux résultats illustrés à la figure 2.10.

En plus de l'évaluation de l'intervalle de confiance (c.-à-d. étant donné un niveau de probabilité, trouver les valeurs de revenus pertinentes), vous pouvez déterminer la probabilité d'une valeur de revenus donnée. Par exemple, quelle est la probabilité que les revenus soient inférieurs ou égaux à $1 ? Pour ce faire, sélectionnez ***Queue gauche ≤*** comme type, entrez ***1*** dans le champ de valeur et appuyez sur ***TAB***. La certitude correspondante est alors calculée (dans ce cas, il y a une probabilité de 74,30 % que les revenus soient inférieurs ou égaux à $1).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

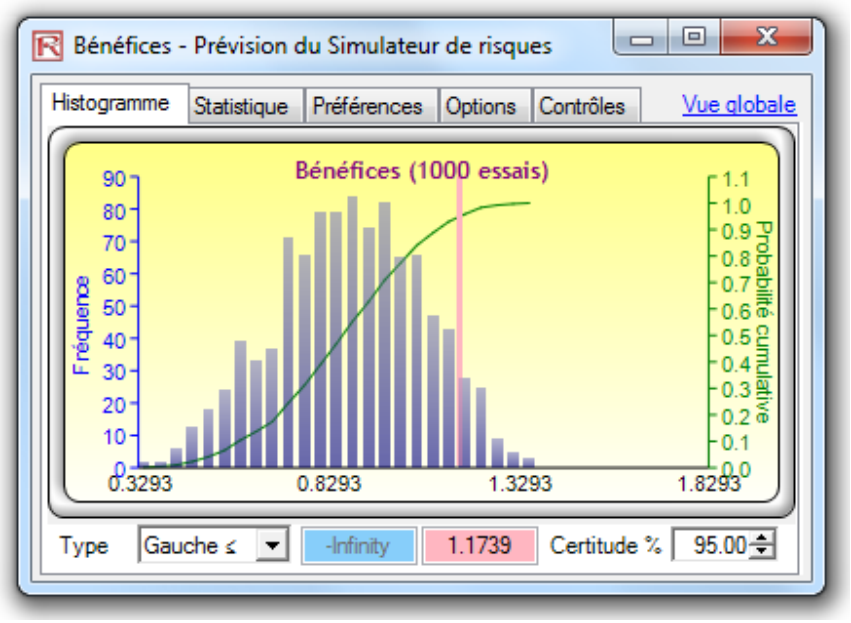


Figure 2.11 – Intervalle de confiance unilatéral du graphique de prévisions

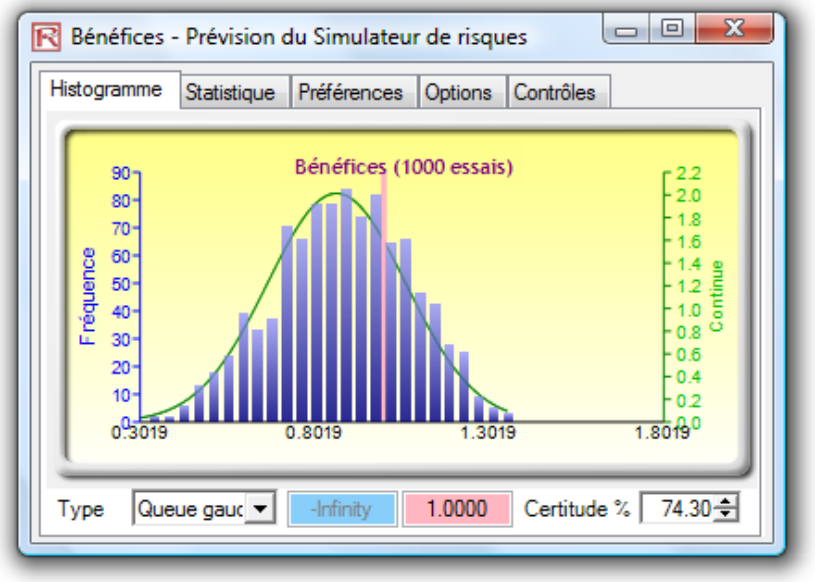


Figure 2.12 – Évaluation de la probabilité du graphique de prévisions

Si vous voulez des résultats complets, sélectionnez ***Queue droite >*** comme type de probabilité, entrez ***1*** dans le champ de valeur et appuyez sur ***TAB***. La probabilité résultante indique la probabilité de queue droite au-delà de la valeur 1, c'est-à-dire la probabilité que les revenus soient supérieurs à $1 (dans ce cas, nous voyons qu'il y a une probabilité de 25,70 % que les revenus soient supérieurs à $1). La somme de 74,30 % et 25,70 % est bien sûr égale à 100 %, la probabilité totale sous la courbe.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

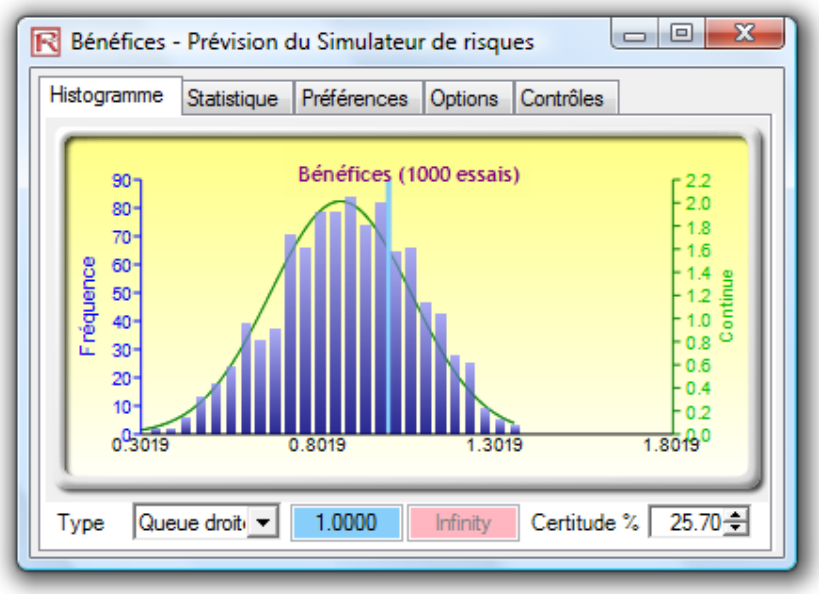


Figure 2.13 – Évaluation de la probabilité du graphique de prévisions

CONSEILS:

- Vous pouvez redimensionner la fenêtre de prévisions en cliquant sur le coin inférieur droit et en le faisant glisser.
- Avant d'exécuter à nouveau une simulation, il est toujours conseillé de réinitialiser la simulation actuelle (***Simulateur de risques | Réinitialiser la simulation***).
- N'oubliez pas que vous devez appuyer sur ***TAB*** (touche de tabulation du clavier) pour mettre à jour le graphique et les résultats lorsque vous entrez des valeurs de certitude ou de queue droite et de queue gauche.
- Vous pouvez aussi appuyer plusieurs fois sur la ***barre d'espace*** pour passer d'un onglet à l'autre (Histogramme, Statistiques, Préférences, Options et Contrôles).
- En outre, si vous cliquez sur ***Simulateur de risques | Options,*** vous accédez à diverses options du Simulateur de risques ; vous pouvez notamment autoriser le Simulateur de risques à démarrer à chaque démarrage d'Excel ou à démarrer seulement quand vous le souhaitez (***Démarrer | Programmes | Real Options Valuation | Simulateur de risques | Simulateur de risques***), changer les ***couleurs des cellules*** des suppositions et prévisions, et activer/désactiver les ***commentaires de cellules*** (les commentaires de cellules vous permettent de voir quelles cellules sont des suppositions d'entrée et quelles cellules sont des prévisions de sortie, ainsi que leurs paramètres d'entrée et leurs noms respectifs). Passez plus de temps à vous entraîner à utiliser les résultats du graphique de prévisions, en particulier l'onglet ***Contrôles***.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

2.3 Corrélations et contrôle de précision

2.3.1 Les bases des corrélations

Le coefficient de corrélation est une mesure de la force et de la direction de la relation entre deux variables, et ne peut avoir qu'une valeur comprise entre –1,0 et +1,0. C'est-à-dire que le coefficient de corrélation peut être décomposé en son signe (relation positive ou négative entre deux variables) et la magnitude ou force de la relation (plus la valeur absolue du coefficient de corrélation est élevée, plus la relation est forte).

Le coefficient de corrélation peut être calculé de plusieurs façons. La première approche est de calculer manuellement la corrélation *r* de deux variables *x* et *y* en utilisant:

$$r_{x,y} = \frac{n\sum x_i y_i - \sum x_i \sum y_i}{\sqrt{n\sum x_i^2 - \left(\sum x_i\right)^2}\sqrt{n\sum y_i^2 - \left(\sum y_i\right)^2}}$$

La deuxième approche est d'utiliser la fonction *CORREL* d'Excel. Par exemple, si les 10 points de données pour *x* et *y* se trouvent dans les cellules A1:B10, alors la fonction Excel à utiliser est *CORREL (A1:A10, B1:B10)*.

La troisième approche consiste à exécuter l'*outil d'ajustement multiple du Simulateur de risques* et la matrice de corrélations résultante sera calculée et affichée.

Il est important de noter que la corrélation n'implique pas de causalité. Deux variables aléatoires sans lien aucun peuvent afficher une corrélation, mais cela n'implique aucune causalité entre ces deux variables (par ex. les activités de taches solaires et les événements boursiers sont corrélés mais il n'existe pas de causalité).

Il existe deux types généraux de corrélations: les corrélations paramétriques et les corrélations non paramétriques. Le coefficient de corrélation de Pearson est la mesure de corrélation la plus courante, et est souvent simplement appelé coefficient de corrélation. Cependant, la corrélation de Pearson est une mesure paramétrique, ce qui signifie qu'elle nécessite que les deux variables corrélées aient une distribution normale sous-jacente et que la relation entre les variables soit linéaire. Si ces conditions ne sont pas respectées, ce qui est souvent le cas dans la simulation de Monte Carlo, les homologues non paramétriques deviennent plus importants. La corrélation des rangs de Spearman et de Tau de Kendall sont les deux autres options. La corrélation de Spearman est la plus fréquemment utilisée et est la plus appropriée dans le contexte d'une simulation de Monte Carlo: il n'y a pas de dépendance par rapport aux distributions normales ou à la linéarité, ce qui signifie que les corrélations entre différentes variables avec une distribution différente peuvent être appliquées. Pour calculer la corrélation de Spearman,

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

commencez par classer toutes les valeurs des variables *x* et *y*, puis appliquez le calcul de la corrélation de Pearson.

Dans le cas du Simulateur de risques, la corrélation utilisée est la corrélation non paramétrique des rangs de Spearman, plus solide. Cependant, pour simplifier le processus de simulation et pour une plus grande cohérence avec la fonction de corrélation d'Excel, les entrées de corrélations requises sont le coefficient de corrélation de Pearson. Le Simulateur de risques applique ensuite ses propres algorithmes pour les convertir en corrélation des rangs de Spearman, ce qui simplifie le processus. Mais, pour simplifier l'interface utilisateur, nous autorisons les utilisateurs à entrer la corrélation du moment des produits de Pearson la plus courante (par ex. calculée en utilisant la fonction *CORREL* d'Excel), alors que dans les codes mathématiques, nous convertissons ces corrélations simples en corrélations de Spearman basées sur les rangs pour des simulations distributionnelles.

2.3.2 Appliquer les corrélations dans le Simulateur de risques

Les corrélations peuvent être appliquées de plusieurs façons dans le Simulateur de risques:

- Lorsque vous définissez des suppositions (***Simulateur de risques*** | ***Définir la supposition d'entrée***), entrez les corrélations dans la grille de la matrice de corrélations de la galerie des distributions.
- Avec des données existantes, exécutez l'outil d'ajustement multiple (***Simulateur de risques*** | ***Outils*** | ***Ajustement distributionnel*** | ***Multiples variables***) pour réaliser l'ajustement distributionnel et obtenir la matrice de corrélations entre les paires de variables. Si un profil de simulation existe, les suppositions ajustées contiendront automatiquement les valeurs de corrélations pertinentes.
- Avec des suppositions existantes, vous pouvez cliquer sur ***Simulateur de risques*** | ***Outils*** | ***Modifier les corrélations*** pour entrer les corrélations par paires de toutes les suppositions directement dans une interface utilisateur.

Remarque: La matrice de corrélations doit être définie positive. C'est-à-dire que la corrélation doit être mathématiquement valide. Par exemple, supposez que vous essayez de corréler trois variables: notes des étudiants d'une année donnée, nombre de bières qu'ils consomment par semaine et nombre d'heures pendant lesquelles ils étudient par semaine. On aurait tendance à supposer que les relations de corrélations suivantes existent:

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Notes et bières: – Plus ils boivent, plus les notes sont basses (ils ne se présentent pas aux examens)

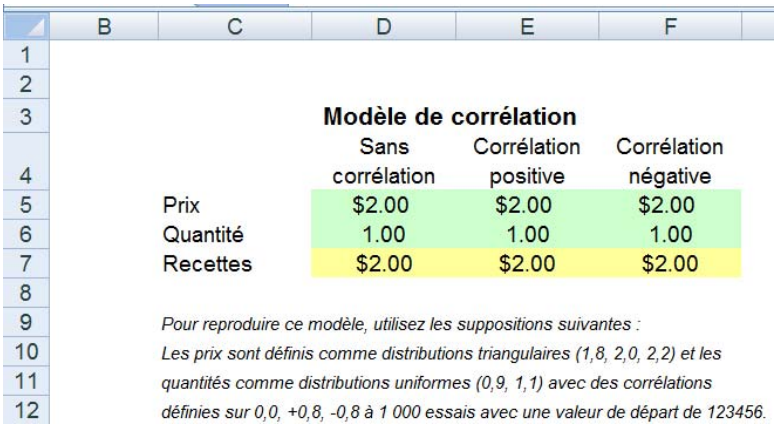
Notes et études: + Plus ils étudient, plus les notes sont élevées

Bières et études: –Plus ils boivent, moins ils étudient (ivres et occupés à faire la fête)

Cependant, si vous entrez une corrélation négative entre les notes et les études, et en supposant que les coefficients de corrélation ont des magnitudes élevées, la matrice de corrélation sera définie non positive. Cela serait contraire à la logique, aux spécifiques requises pour les corrélations et aux mathématiques matricielles. Cependant, des coefficients plus petits peuvent parfois fonctionner malgré la logique défaillante. Quand une matrice de corrélation non positive ou erronée est entrée, le Simulateur de risques vous en informe automatiquement et propose de modifier ces corrélations pour que la matrice soit définie semi-positive tout en maintenant la structure globale de la relation de corrélation (les mêmes signes et les mêmes forces relatives).

2.3.3 Les effets des corrélations dans la simulation de Monte Carlo

Bien que les calculs nécessaires pour corréler les variables dans une simulation soient complexes, les effets résultants sont relativement clairs. La figure 2.14 illustre un modèle de corrélation simple (Correlation Effects Model – modèle des effets de corrélation – dans le dossier des exemples). Le calcul des recettes est simplement le prix multiplié par la quantité. Le même modèle est reproduit pour aucune corrélation, une corrélation positive (+0,8) et une corrélation négative (–0,8) entre le prix et la quantité.



	B	C	D	E	F
1					
2					
3			**Modèle de corrélation**		
4			Sans corrélation	Corrélation positive	Corrélation négative
5		Prix	$2.00	$2.00	$2.00
6		Quantité	1.00	1.00	1.00
7		Recettes	$2.00	$2.00	$2.00
8					
9		*Pour reproduire ce modèle, utilisez les suppositions suivantes :*			
10		*Les prix sont définis comme distributions triangulaires (1,8, 2,0, 2,2) et les*			
11		*quantités comme distributions uniformes (0,9, 1,1) avec des corrélations*			
12		*définies sur 0,0, +0,8, -0,8 à 1 000 essais avec une valeur de départ de 123456.*			

Figure 2.14 – Modèle de corrélation simple

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Les statistiques résultantes sont montrées à la figure 2.15. Remarquez que l'écart type du modèle sans corrélations est 0,1450, au lieu de 0,1886 pour la corrélation positive, et 0,0717 pour la corrélation négative. C'est-à-dire que pour les modèles simples, les corrélations négatives ont tendance à réduire la dispersion moyenne de la distribution et à créer une distribution de prévisions serrée et plus concentrée que les corrélations positives avec des dispersions moyennes plus importantes. Cependant, la moyenne reste relativement stable. Cela implique que les corrélations ne modifient que peu la valeur attendue des projets, mais peuvent réduire ou accroître le risque d'un projet.

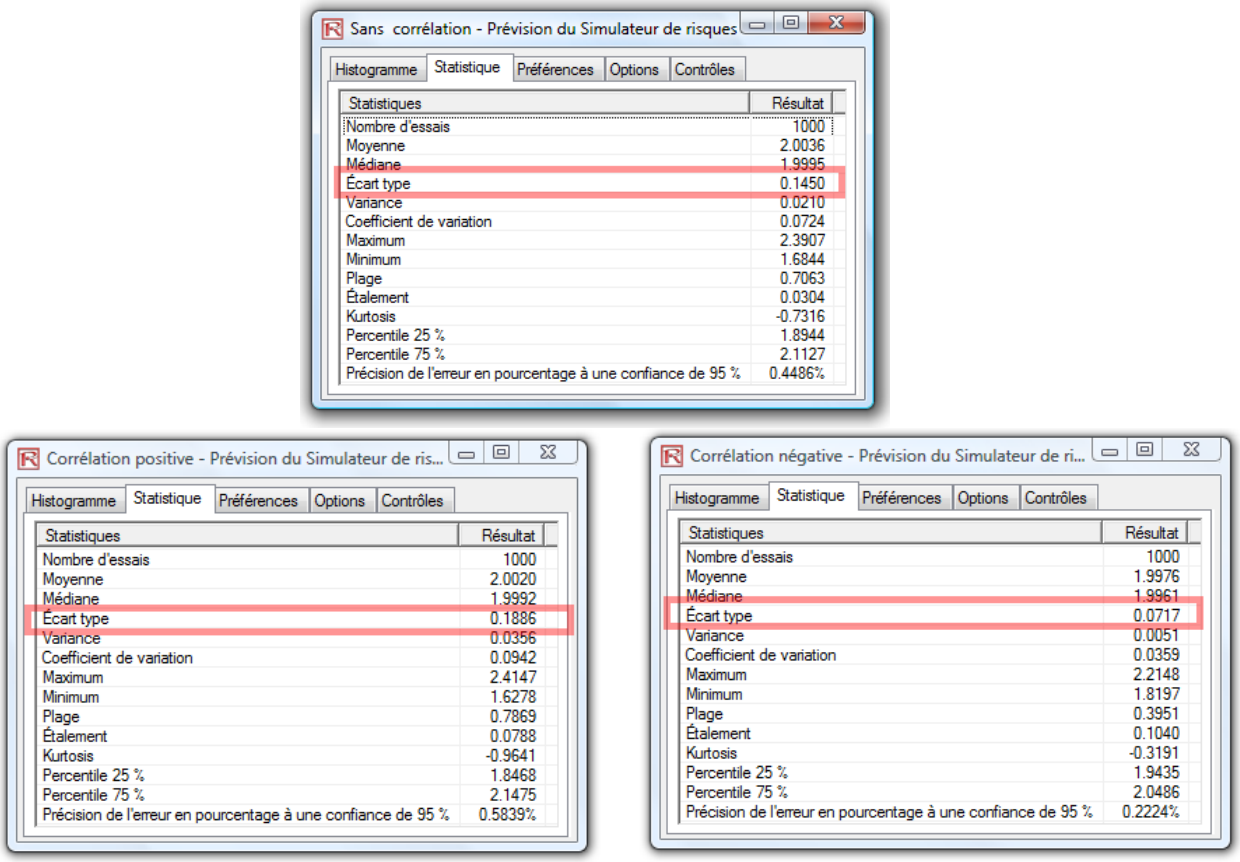


Figure 2.15 –Résultats de la corrélation

La figure 2.16 illustre les résultats après l'exécution d'une simulation, en extrayant les données brutes des suppositions et calculant les corrélations entre les variables. La figure montre que les suppositions d'entrée sont récupérées dans la simulation. C'est-à-dire que vous entrez des corrélations de +0,8 et –0,8 et que les valeurs simulées résultantes ont les mêmes corrélations.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Voici les valeurs brutes extraites de la simulation. Elles sont ensuite corrélées pour vérifier que les corrélations entrées dans les suppositions seraient bien les corrélations qui ont été modélisées. Le coefficient de corrélation de Spearman est une corrélation non paramétrique non linéaire, et les résultats indiquent que les corrélations entrées (+0,80 et -0,80) sont bien les corrélations entre les variables. Consultez « Modeling Risk » du Dr. Johnathan Mun (Wiley 2006) pour plus de détails.

Prix - Rang de corrélation positive	Quantité - Rang de corrélation positive		Prix - Rang de corrélation négative	Quantité - Rang de corrélation négative	
732	941		887	223	
820	736		609	242	
421	309	Corrélation de Spearman :	889	48	Corrélation de Spearman :
308	364		911	352	
907	969	**0.80**	665	859	**-0.79**
597	281		380	830	
265	361		506	426	
947	919		940	341	
977	947		672	442	
236	335		860	408	

Figure 2.16 –Corrélations récupérées

2.3.4 Contrôle de la précision et des erreurs

Un outil très puissant dans la simulation de Monte Carlo est le contrôle de la précision. Par exemple, combien d'essais sont considérés suffisants dans un modèle complexe ? Grâce au contrôle de la précision, il n'est plus nécessaire de deviner le nombre d'essais pertinent car la simulation s'arrête si le niveau de précision pré-spécifié est atteint.

La fonctionnalité de contrôle de la précision vous permet de définir le niveau de précision de votre prévision comme vous le souhaitez. En règle générale, plus le nombre d'essais calculés est élevé, plus l'intervalle de confiance rétrécit et plus les statistiques sont précises. La fonctionnalité de contrôle de la précision du Simulateur de risques utilise la caractéristique des intervalles de confiance pour déterminer quand la précision spécifiée d'une statistique a été atteinte. Pour chaque précision, vous pouvez spécifier l'intervalle de confiance spécifique pour le niveau de précision.

Faites attention de ne pas confondre trois termes très différents: erreur, précision et confiance. Bien qu'ils puissant sembler similaires, ces concepts sont considérablement différents. Voici une illustration simple. Supposez que vous êtes fabricant de tacos et que vous voulez savoir combien de tacos cassés se trouvent en moyenne dans une boîte de 100 tacos. Une méthode consiste à rassembler un échantillon de boîtes de 100 tacos, les ouvrir et compter les tacos cassés qui s'y trouvent. Vous fabriquez 1 million de boîtes par jour (votre *population*), mais vous ouvrez seulement 10 boîtes au hasard (la taille de votre *échantillon*, aussi appelée nombre d'*essais* dans une simulation). Le nombre de tacos cassés dans chaque boîte est le suivant: 24, 22, 4, 15, 33, 32, 4, 1, 45 et 2. Le nombre de tacos cassés moyen calculé est donc égal à 18,2. En s'appuyant sur ces 10 échantillons ou essais, la moyenne est 18,2 unités, et l'intervalle de confiance de 80 % se trouve entre 2 et 33 unités (c'est-à-dire que 80 % du temps, le nombre de tacos

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

cassés se trouve entre 2 et 33 *d'après cette taille d'échantillon ou nombre d'essais exécutés*). Cependant, êtes-vous vraiment sûr que 18,2 est la moyenne correcte ? 10 essais sont-ils suffisants pour l'établir ? L'intervalle de confiance compris entre 2 et 33 est trop large et trop variable. Supposez que vous ayez besoin d'une valeur moyenne plus précise, où l'erreur est ±2 tacos 90 % du temps: cela signifie que si vous ouvrez *toutes* les boîtes (1 million) fabriquées en un jour, 900 000 de ces boîtes contiendront des tacos cassés avec une unité moyenne de ±2 tacos. Combien de boîtes de tacos supplémentaires auriez-vous alors besoin d'échantillonner (ou d'essayer) pour obtenir ce niveau de précision ? Ici, les 2 tacos sont le niveau d'erreur, et 90 % est le niveau de précision. Si un nombre d'essais suffisant est exécuté, l'intervalle de confiance de 90 % sera identique au niveau de précision de 90 %, où une mesure de la moyenne plus précise est obtenue de façon à ce que 90 % du temps, l'erreur, et donc la confiance, sera de ±2 tacos. Par exemple, supposons que la moyenne est 20 unités: l'intervalle de confiance de 90 % sera entre 18 et 22 unités, où cet intervalle est précis 90 % du temps: en ouvrant toutes les boîtes (1 million), 900 000 d'entre elles contiendront entre 18 et 22 tacos cassés. Le nombre d'essais requis pour obtenir cette précision est basé sur l'équation d'erreur d'échantillonnage $\bar{x} \pm Z\frac{s}{\sqrt{n}}$ où $Z\frac{s}{\sqrt{n}}$ est l'erreur de 2 tacos, $\bar{x}$ est la moyenne d'échantillon, Z est le score Z standard normal obtenu à partir du niveau de précision de 90 %, s est l'écart type de l'échantillon, et n est le nombre d'essais requis pour obtenir ce niveau d'erreur avec la précision spécifiée. Les figures 2.17 et 2.18 illustrent comment le contrôle de la précision peut être effectué sur plusieurs prévisions simulées dans le Simulateur de risques. Cette fonctionnalité évite à l'utilisateur d'avoir à décider du nombre d'essais à exécuter dans une simulation et ainsi d'avoir à deviner. La figure 2.17 illustre le graphique de prévisions avec un niveau de précision de 95 % défini. Cette valeur peut être modifiée et sera reflétée dans l'onglet Statistiques comme illustré à la figure 2.18.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

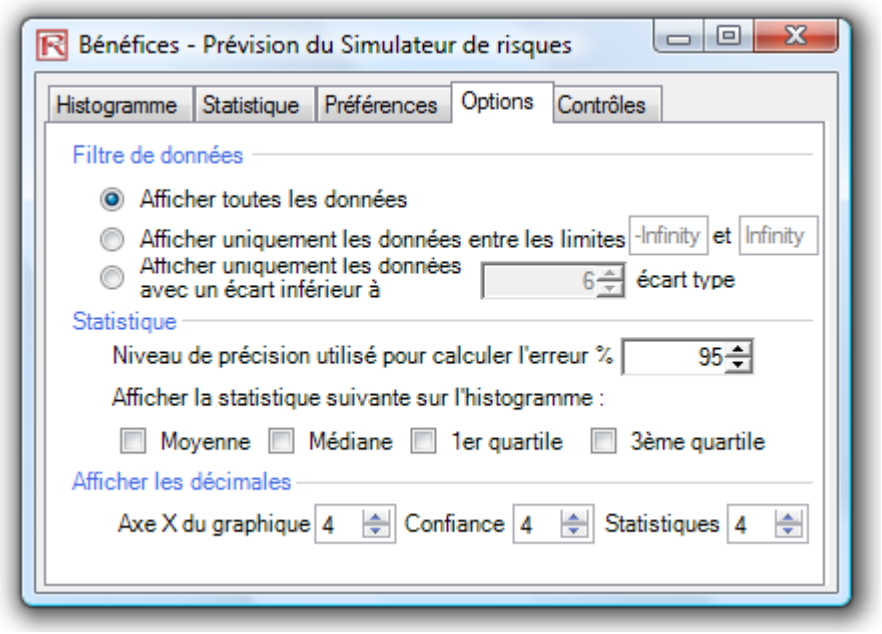
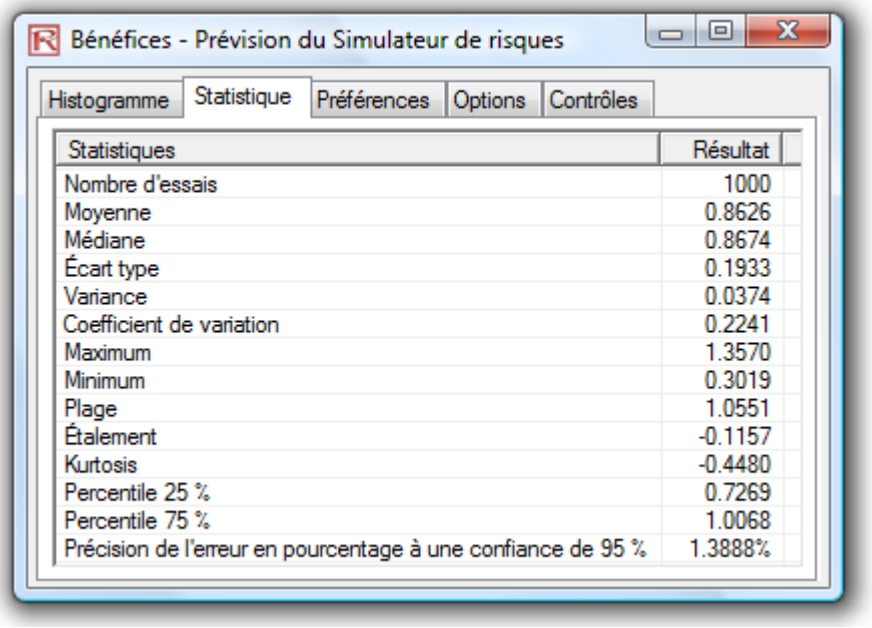


Figure 2.17 – Définition du niveau de précision de la prévision



Statistiques	Résultat
Nombre d'essais	1000
Moyenne	0.8626
Médiane	0.8674
Écart type	0.1933
Variance	0.0374
Coefficient de variation	0.2241
Maximum	1.3570
Minimum	0.3019
Plage	1.0551
Étalement	-0.1157
Kurtosis	-0.4480
Percentile 25 %	0.7269
Percentile 75 %	1.0068
Précision de l'erreur en pourcentage à une confiance de 95 %	1.3888%

Figure 2.18 – Calcul de l'erreur

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

2.3.5 Comprendre les statistiques de prévisions

La plupart des distributions peuvent être définies par quatre moments. Le premier moment décrit son emplacement ou tendance centrale (rendements attendus), le deuxième moment sa largeur ou dispersion (risques), le troisième moment l'étalement (événements les plus probables), et le quatrième moment son aplatissement ou épaisseur au niveau des queues (pertes ou gains catastrophiques). Ces quatre moments doivent être calculés et interprétés afin d'obtenir un aperçu plus complet du projet analysé. Le Simulateur de risques fournit les résultats des quatre moments dans l'affichage *Statistiques* des graphiques de prévisions.

Mesurer le centre de la distribution—Le premier moment

Le premier moment d'une distribution mesure le taux de rendement attendu d'un projet particulier. Il mesure la position des scénarios du projet et les résultats possibles en moyenne. Les statistiques courantes pour le premier moment incluent la moyenne, la médiane (centre de la distribution) et le mode (valeur la plus courante). La figure 2.19 illustre le premier moment—où, dans ce cas, le premier moment de cette distribution est mesuré par la valeur moyenne *(μ)*.

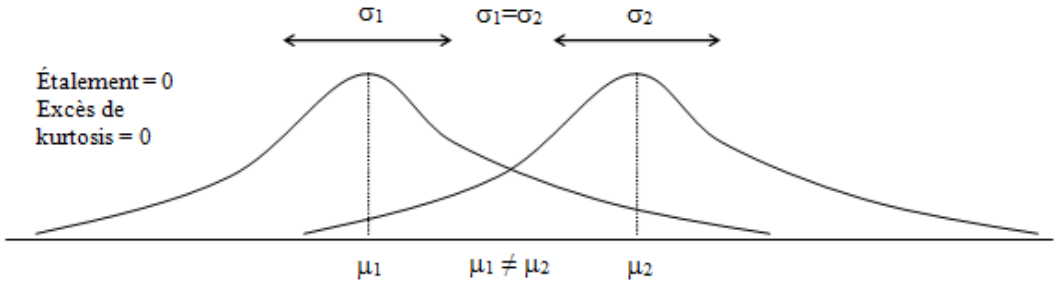


Figure 2.19 – Premier moment

Mesurer la dispersion de la distribution—Le deuxième moment

Le deuxième moment mesure la dispersion d'une distribution, qui est une mesure du risque. La dispersion ou largeur d'une distribution mesure la variabilité d'une variable, c'est-à-dire le potentiel qu'une variable puisse tomber dans différentes régions de la distribution—en d'autres termes, les scénarios de résultats potentiels. La figure 2.20 illustre deux distributions avec des premiers moments identiques (moyennes identiques) mais des deuxièmes moments ou risques très différents. La visualisation devient plus claire à la figure 2.21. Par exemple, supposez qu'il existe deux actions et que les mouvements de la première action (illustrée par la ligne la plus sombre) avec la plus petite fluctuation sont comparés aux mouvements de la deuxième action (illustrée par la ligne en pointillés) avec une fluctuation de prix nettement supérieure. Évidemment, un investisseur considérerait l'action avec la fluctuation supérieure comme plus risquée car les résultats de l'action la plus risquée sont relativement moins connus que ceux de l'action moins risquée. L'axe vertical à la figure 2.21 mesure le cours des actions, ainsi

l'action la plus risquée a une plage plus large de résultats potentiels. Cette plage se traduit par la largeur de la distribution (l'axe horizontal) à la figure 2.20, où la distribution la plus large représente l'action la plus risquée. Ainsi, la largeur ou dispersion d'une distribution mesure les risques d'une variable.

Remarquez qu'à la figure 2.20, les deux distributions ont des premiers moments ou tendances centrales identiques, tout en étant clairement très différentes. Cette différence dans la largeur distributionnelle est mesurable. Mathématiquement et statistiquement, la largeur ou le risque d'une variable peut être mesuré par le biais de plusieurs statistiques différentes, notamment la plage, l'écart type (σ), la variance, le coefficient de variation et les percentiles.

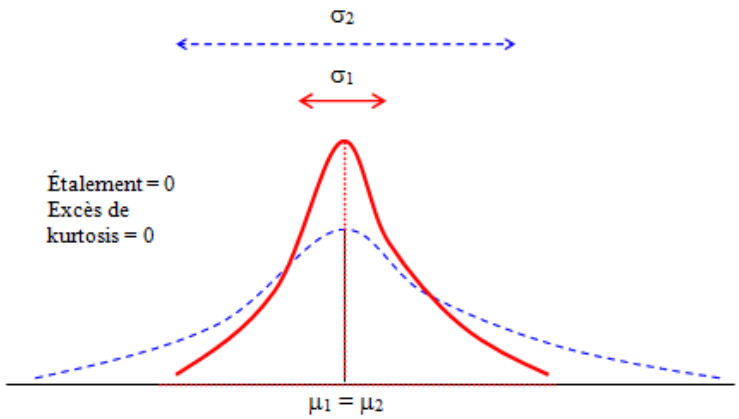


Figure 2.20 – Deuxième moment

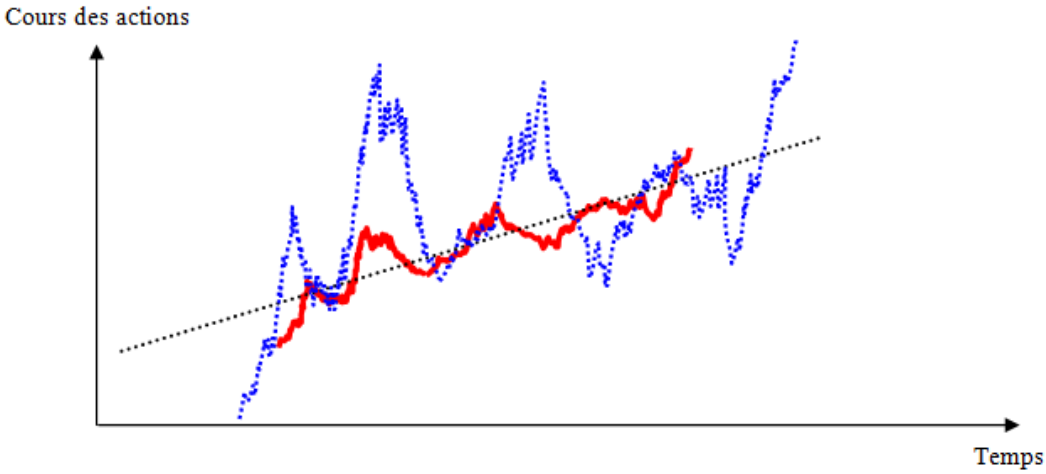


Figure 2.21 – Fluctuations des cours des actions

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Mesurer l'étalement de la distribution—Le troisième moment

Le troisième moment mesure l'étalement d'une distribution, c'est-à-dire la façon dont la distribution penche d'un côté ou de l'autre. La figure 2.22 illustre un étalement négatif ou vers la gauche (la queue de la distribution pointe vers la gauche) et la figure 2.23 illustre un étalement positif ou vers la droite (la queue de la distribution pointe vers la droite). La moyenne est toujours étalée vers la queue de la distribution, alors que la médiane reste constante. Une autre façon de voir cela est que la moyenne est mobile, mais que l'écart type, la variance ou la largeur peut rester constant(e). Si le troisième moment n'est pas pris en compte, en regardant uniquement les rendements attendus positifs (par ex. médiane ou moyenne) et le risque (écart type), un projet à étalement positif risque d'être choisi par erreur. Par exemple, si l'axe horizontal représente les bénéfices nets d'un projet, il est alors clair qu'une distribution à étalement négatif ou gauche pourrait être préférable puisqu'il y a une probabilité plus élevée de rendements supérieurs (figure 2.22) par rapport à une probabilité plus élevée de rendements inférieurs (figure 2.23). Ainsi, dans une distribution étalée, la médiane est une meilleure mesure des rendements, car les médianes pour les figures 2.22 et 2.23 sont identiques, les risques sont identiques, et donc un projet avec une distribution à étalement négatif des bénéfices nets est un meilleur choix. Ne pas prendre en compte l'étalement distributionnel d'un projet peut déboucher sur la sélection du mauvais projet (par ex. deux projets peuvent avoir des premiers et deuxièmes moments identiques, c'est-à-dire des rendements et profils de risques identiques, mais leurs étalements distributionnels peuvent être très différents).

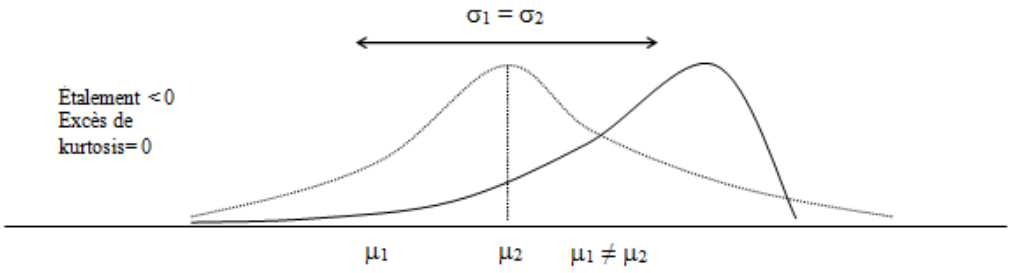


Figure 2.22 – Troisième moment (étalement vers la gauche)

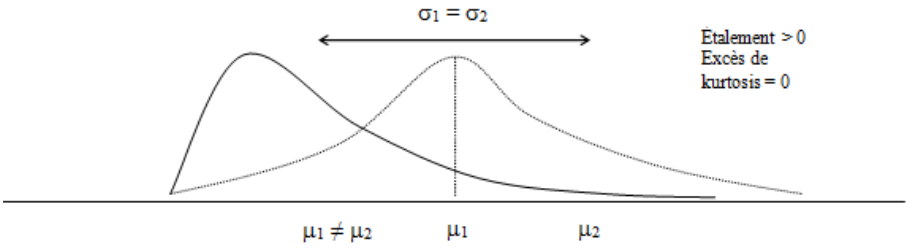


Figure 2.23 – Troisième moment (étalement vers la droite)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Mesurer les événements de queues catastrophiques dans une distribution—Le quatrième moment

Le quatrième moment ou curtosis mesure l'aplatissement d'une distribution. La figure 2.24 illustre cet effet. L'arrière-plan (indiqué par la ligne en pointillés) est une distribution normale avec un curtosis de 3,0, ou un excès de curtosis de 0,0. Les résultats du Simulateur de risques affichent la valeur d'excès de curtosis, en utilisant 0 comme niveau normal de curtosis, ce qui signifie qu'un excès de curtosis négatif indique des queues plus plates (distributions platicurtiques comme la distribution uniforme), alors que des valeurs positives indiquent des queues plus épaisses (distributions leptocurtiques comme les distributions T de Student ou lognormales). La distribution représentée par la ligne grasse a un excès de curtosis supérieur, la zone sous la courbe est donc plus épaisse au niveau des queues et moins épaisse au centre. Cette condition a un impact important sur l'analyse des risques car pour les deux distributions de la figure 2.24, les trois premiers moments (moyenne, écart type et étalement) peuvent être identiques, mais le quatrième moment (curtosis) est différent. Cette condition signifie que, bien que les rendements et les risques soient identiques, les probabilités d'événements catastrophiques et extrêmes (pertes ou gains importants potentiels) sont plus importantes pour une distribution avec curtosis élevé (par ex. les rendements boursiers sont leptocurtiques ou ont un curtosis élevés). Ne pas tenir compte du curtosis d'un projet peut être préjudiciable. Typiquement, une valeur d'excès de curtosis supérieure indique que les risques du côté inférieur sont plus élevés (par ex. la valeur au risque ou VaR d'un projet peut être considérable).

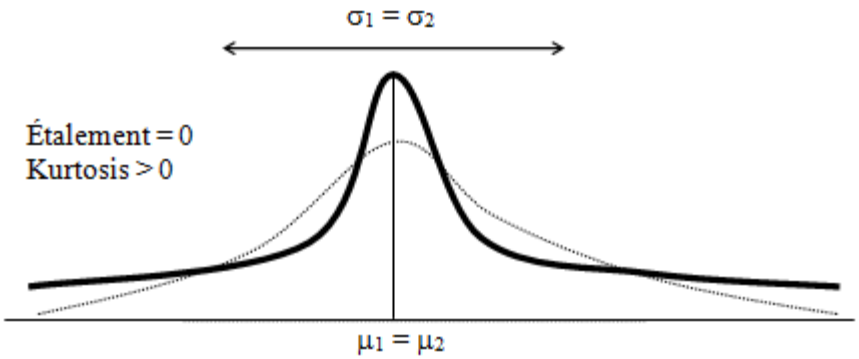


Figure 2.24 – Quatrième moment

Les fonctions des moments

Vous êtes-vous jamais demandé pourquoi ces statistiques de risque s'appellent « moments » ? En termes mathématiques, moment signifie élevé à la puissance d'une certaine valeur. En d'autres termes, le troisième moment implique que dans une équation, trois est probablement la puissance la plus élevée. En fait, les équations ci-dessous illustrent les applications et les fonctions mathématiques de certains moments pour une statistique échantillon. Par exemple, remarquez que la puissance la plus élevée pour la moyenne du premier moment est un, l'écart type du deuxième moment deux, l'étalement du troisième moment trois, et le quatrième moment quatre.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Premier moment: moyenne arithmétique ou moyenne simple (échantillon)

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n}$$ La fonction Excel équivalente est AVERAGE

Deuxième moment: écart type (échantillon)

$$s = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$$ La fonction Excel équivalente est STDEV pour l'écart type de l'échantillon

La fonction Excel équivalente est STDEVP pour l'écart type de la population

Troisième moment: étalement

$$skew = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \bar{x})^3}{s}$$ La fonction Excel équivalente est SKEW

Quatrième moment: curtosis

$$kurtosis = \frac{n(n+1)}{(n-1)(n-2)(n-3)} \sum_{i=1}^{n} \frac{(x_i - \bar{x})^4}{s} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}$$

La fonction Excel équivalente est KURT

2.3.6 Comprendre la distribution de probabilités pour la simulation de Monte Carlo

Cette section démontre la puissance de la simulation de Monte Carlo, mais pour commencer à utiliser les simulations, il faut d'abord comprendre le concept de distribution de probabilités. Pour commencer à comprendre les probabilités, considérez l'exemple suivant: vous voulez regarder la distribution des salaires non exemptés au sein d'un service d'une grande entreprise. D'abord, vous rassemblez les données brutes—dans ce cas, le salaire de chaque employé non exempté de ce service. Ensuite, vous organisez les données dans un format probant et créez un graphique représentant les données comme distribution statistique ou de fréquence. Pour créer une telle distribution, vous divisez les salaires en intervalles de groupes et placer ces intervalles sur l'axe horizontal du graphique. Puis, vous placez le nombre ou la fréquence des

employés dans chaque intervalle sur l'axe vertical du graphique. Maintenant, vous pouvez facilement voir la distribution des salaires non exemptés au sein du service.

Un coup d'œil au graphique illustré à la figure 2.25 révèle que la plupart des employés (environ 60 sur un total de 180) gagnent de $7,00 à $9,00 de l'heure.

Figure 2.25 – Histogramme de fréquence I

Vous pouvez placer ces données sur un graphique sous la forme d'une distribution de probabilités. Une distribution de probabilités montre le nombre d'employés dans chaque intervalle comme une fraction du nombre total d'employés. Pour créer une distribution de probabilités, vous divisez le nombre d'employés dans chaque intervalle par le nombre total d'employés et placez les résultats sur l'axe vertical du graphique.

Le graphique de la figure 2.26 vous montre le nombre d'employés dans chaque groupe de salaires comme une fraction de tous les employés. Vous pouvez estimer la probabilité qu'un employé choisi au hasard dans le groupe entier gagne un salaire dans un intervalle donné. Par exemple, en supposant que les mêmes conditions qu'au moment où l'échantillonnage a été réalisé existent, la probabilité est de 0,33 (une chance sur trois) qu'un employé choisi au hasard dans le groupe entier gagne entre $8,00 et $8,50 de l'heure.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

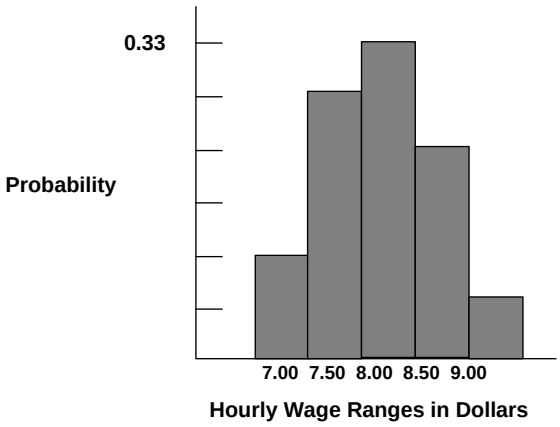


Figure 2.26 – Histogramme de fréquence II

Les distributions de probabilités sont soit discrètes soit continues. *Les distributions de probabilités discrètes* décrivent des valeurs distinctes, en général des entiers, sans valeurs intermédiaires, et sont affichées comme une série de barres verticales. Une distribution discrète, par exemple, peut décrire le nombre de faces dans quatre tirages à pile ou face comme 0, 1, 2, 3 ou 4. *Les distributions continues* sont en fait des abstractions mathématiques car elles supposent l'existence de chaque valeur intermédiaire possible entre deux nombres. C'est-à-dire qu'une distribution continue suppose qu'il y a un nombre infini de valeurs entre deux points quelconques de la distribution. Cependant, dans de nombreuses situations, vous pouvez efficacement utiliser une distribution continue pour vous raprocher d'une distribution discrète bien que le modèle continu ne décrive pas exactement la situation.

Choisir la distribution de probabilités pertinente

Le traçage des données est un guide pour la sélection d'une distribution de probabilités. Les étapes suivantes fournissent un autre processus de sélection des distributions de probabilités, décrivant le mieux les variables incertaines dans vos feuilles de calcul.

Pour sélectionner la distribution de probabilités correcte, procédez comme suit:

- Regardez la variable en question. Dressez la liste de tout ce que vous savez au sujet des conditions entourant cette variable. Vous pourrez peut-être rassembler des informations précieuses au sujet de la variable incertaine à partir des données historiques. Si aucunes données historiques ne sont disponibles, utilisez votre jugement, basé sur votre expérience, et notez tout ce que vous savez au sujet de la variable incertaine.
- Relisez les descriptions des distributions de probabilités.
- Sélectionnez la distribution qui caractérise cette variable. Une distribution caractérise une variable quand les conditions de la distribution correspondent à celles de la variable.

Simulation de Monte Carlo

Sous sa forme la plus simple, la simulation de Monte Carlo est un générateur de nombres aléatoires utile pour les prévisions, les estimations et l'analyse des risques. Une simulation calcule de nombreux scénarios d'un modèle en choisissant de façon répétée des valeurs dans une *distribution* de *probabilités* prédéfinie par l'utilisateur pour les variables incertaines et en utilisant ces valeurs pour le modèle. Comme tous ces scénarios produisent des résultats connexes dans un modèle, chaque scénario peut avoir une *prévision*. Les prévisions sont des événements (généralement avec des formules ou des fonctions) que vous définissez comme sorties importantes du modèle. Ce sont généralement des événements comme des totaux, des bénéfices nets ou des dépenses brutes.

De façon simpliste, pensez à l'approche de la simulation de Monte Carlo comme suit: piocher des balles de golf dans un grand panier de façon répétée, ces balles étant remplacées. La taille et la forme du panier dépendent des ***suppositions*** distributionnelles (par ex. une distribution normale avec une moyenne de 100 et un écart type de 10, par rapport à une distribution uniforme ou triangulaire), certains paniers étant plus profonds ou plus symétriques que d'autres, permettant que certaines balles soient piochées plus fréquemment que d'autres. Le nombre de balles piochées de façon répétée dépend du nombre d'***essais*** simulés. Pour un grand modèle avec plusieurs suppositions connexes, imaginez ce grand modèle comme un très grand panier, contenant de nombreux paniers plus petits, avec chacun son jeu de balles s'y déplaçant. Chaque petit panier contient son propre jeu de balles de golf. Parfois, ces petits paniers « se tiennent la main » (s'il y a une ***corrélation*** entre les variables) et les balles de golf se déplacent en tandem alors que d'autres se déplacent indépendamment les unes des autres. Les balles qui sont piochées à chaque fois à partir de ces interactions au sein de modèle (le grand panier central) sont tabulées et enregistrées, fournissant un résultat de ***prévision*** de la simulation.

Avec la simulation de Monte Carlo, le Simulateur de risques génère des valeurs aléatoires pour la distribution de probabilités de chaque supposition qui sont complètement indépendantes. En d'autres termes, la valeur aléatoire sélectionnée pour un essai n'a aucun effet sur la valeur aléatoire générée suivante. Utilisez l'échantillonnage de Monte Carlo quand vous souhaitez simuler des scénarios de simulation (et si…) du monde réel pour votre modèle de feuille de calcul.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

2.4 Distributions discrètes

Vous trouverez ci-dessous une liste détaillée de différents types de distributions de probabilités pouvant être utilisés dans la simulation de Monte Carlo. Cette liste est incluse dans cet annexe pour référence.

Distribution de Bernoulli ou Oui/Non

La distribution de Bernoulli est une distribution discrète avec deux résultats (par ex. pile ou face, succès ou échec, 0 or 1). Il s'agit d'une distribution binomiale avec un essai, qui peut être utilisée pour simuler les conditions Oui/Non ou Succès/Échec. Cette distribution est la base fondamentale d'autres distributions plus complexes. Par exemple:

- Distribution binomiale: distribution de Bernoulli avec un nombre plus important de *n* essais total, calcule la probabilité de *x* succès dans ce nombre d'essais total.
- Distribution géométrique: distribution de Bernoulli avec un nombre plus important d'essais, calcule le nombre d'échecs requis avant le premier succès.
- Distribution binomiale négative: distribution de Bernoulli avec un nombre plus important d'essais, calcule le nombre d'échecs avant le $X^{\text{ème}}$ succès.

Les structures mathémathiques pour la distribution de Bernoulli sont les suivantes:

$$P(n) = \begin{cases} 1-p & \text{pour } x = 0 \\ p & \text{pour } x = 1 \end{cases}$$

ou

$$P(n) = p^x (1-p)^{1-x}$$

$$\text{moyenne} = p$$

$$\text{écart type} = \sqrt{p(1-p)}$$

$$\text{étalement} = \frac{1-2p}{\sqrt{p(1-p)}}$$

$$\text{excès de curtosis} = \frac{6p^2 - 6p + 1}{p(1-p)}$$

La probabilité de succès (p) est le seul paramètre de la distribution. Il est également important de noter qu'il n'y a qu'un seul essai dans la distribution de Bernoulli, et que la valeur simulée résultante est soit 0 soit 1.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Entrées requises:

Probabilité de succès > 0 et < 1 (c'est-à-dire $0{,}0001 \leq p \leq 0{,}9999$)

Distribution binomiale

La distribution binomiale décrit le nombre d'occurences d'un événement particulier dans un nombre d'essais fixes, par exemple le nombre de faces dans 10 tirages à pile ou face ou le nombre d'articles défectueux sur 50 articles choisis.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution binomiale sont les suivantes:

- Pour chaque essai, seuls deux résultats sont possibles, et ils s'excluent mutuellement.
- Les essais sont indépendants—ce qui se produit lors du premier essai n'affecte pas l'essai suivant.
- La probabilité qu'un événement se produise reste la même d'un essai à l'autre.

Les structures mathématiques pour la distribution binomiale sont les suivantes:

$$P(x) = \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{(n-x)} \quad \text{pour } n > 0;\ x = 0, 1, 2, \ldots n;\ \text{et } 0 < p < 1$$

$$\text{moyenne} = np$$

$$\text{écart type} = \sqrt{np(1-p)}$$

$$\text{étalement} = \frac{1-2p}{\sqrt{np(1-p)}}$$

$$\text{excès de curtosis} = \frac{6p^2 - 6p + 1}{np(1-p)}$$

La probabilité de succès (p) et le nombre entier d'essais total (n) sont les paramètres de la distribution. Le nombre d'essais réussis est noté par x. Il est important de noter que les probabilités de succès (p) de 0 ou 1 sont des conditions triviales et ne nécessitent aucune simulation. Elles ne sont donc pas autorisées dans le logiciel.

Entrées requises:

Probabilité de succès > 0 et < 1 (c'est-à-dire $0{,}0001 \leq p \leq 0{,}9999$)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Nombre d'essais ≥ 1 ou entiers positifs et ≤ 1 000 (pour les essais plus importants, utilisez la distribution normale avec la moyenne binomiale et l'écart type calculés pertinents comme paramètres de la distribution normale).

Distribution binomiale négative

La distribution binomiale négative est utile pour modéliser la distribution du nombre d'essais supplémentaires requis en plus du nombre d'occurrences avec succès requises (*R*). Par exemple, pour clôturer un total de 10 opportunités de vente, combien d'appels téléphoniques de démarchage supplémentaires devrez-vous passer en plus des 10 appels, avec une certaine probabilité de succès pour chaque appel ? L'axe X montre le nombre d'appels supplémentaires requis ou le nombre d'appels ayant échoué. Le nombre d'essais n'est pas fixe, les essais continuent jusqu'au R^{ème} succès, et la probabilité de succès est la même d'un essai à l'autre. La probabilité de succès (*p*) et le nombre de succès requis (*R*) sont les paramètres de la distribution. Il s'agit essentiellement d'une *superdistribution* des distributions géométrique et binomiale. Cette distribution montre les probabilités de chaque nombre d'essais au-delà de *R* pour produire le succès requis *R*.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution binomiale négative sont les suivantes:

- Le nombre d'essais n'est pas fixe.
- Les essais continuent jusqu'au $r^{ème}$ succès.
- La probabilité de succès est la même d'un essai à l'autre.

Les structures mathématiques pour la distribution binomiale négative sont les suivantes:

$$P(x) = \frac{(x+r-1)!}{(r-1)!\,x!}\,p^r(1-p)^x \quad \text{pour } x = r, \mathrm{r}+1, ...; \text{et } 0 < p < 1$$

$$\text{moyenne} = \frac{r(1-p)}{p}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{r(1-p)}{p^2}}$$

$$\text{étalement} = \frac{2-p}{\sqrt{r(1-p)}}$$

$$\text{excès de curtosis} = \frac{p^2-6p+6}{r(1-p)}$$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

La probabilité de succès (*p*) et les succès requis (*R*) sont les paramètres de la distribution.

Entrées requises:

Les succès requis doivent être des entiers positifs > 0 et < 8 000.

Probabilité de succès > 0 et < 1 (c'est-à-dire 0,0001 ≤ *p* ≤ 0,9999). Il est important de noter que les probabilités de succès (*p*) de 0 ou 1 sont des conditions triviales et ne nécessitent aucune simulation. Elles ne sont donc pas autorisées dans le logiciel.

Distribution géométrique

La distribution géométrique décrit le nombre d'essais nécessaires pour arriver à la première occurrence de succès, par exemple le nombre de fois que vous devez jouer à la roulette avant de gagner.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution géométrique sont les suivantes:

- Le nombre d'essais n'est pas fixe.
- Les essais continuent jusqu'au premier succès.
- La probabilité de succès est la même d'un essai à l'autre.

Les structures mathématiques pour la distribution géométrique sont les suivantes:

$$P(x) = p(1-p)^{x-1} \quad \text{pour } 0 < p < 1 \text{ et } x = 1, 2, ..., n$$

$$\text{moyenne} = \frac{1}{p} - 1$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{1-p}{p^2}}$$

$$\text{étalement} = \frac{2-p}{\sqrt{1-p}}$$

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{p^2 - 6p + 6}{1-p}$$

La probabilité de succès (*p*) est le seul paramètre de la distribution. Le nombre d'essais réussis simulés est noté par *x*, qui ne peut être qu'un entier positif.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Entrées requises:

Probabilité de succès > 0 et < 1 (c'est-à-dire 0,0001 ≤ p ≤ 0,9999). Il est important de noter que les probabilités de succès (p) de 0 ou 1 sont des conditions triviales et ne nécessitent aucune simulation. Elles ne sont donc pas autorisées dans le logiciel.

Distribution hypergéométrique

La distribution hypergéométrique est similaire à la distribution binomiale du fait que toutes deux décrivent le nombre de fois qu'un événement particulier se produit dans un nombre d'essais fixe. La différence est que les essais de la distribution binomiale sont indépendants, alors que les essais de la distribution hypergéométrique changent la probabilité pour chaque essai subséquent et s'appellent « essais sans remplacement ». Par exemple, supposons que l'on sait qu'une boîte de pièces contient des pièces défectueuses. Vous choisissez une pièce dans la boîte, vous rendez compte qu'elle est défectueuse et la retirez de la boîte. Si vous choisissez une autre pièce dans la boîte, la probabilité qu'elle soit défectueuse est légèrement plus faible que pour la première pièce car vous avez retiré une pièce défectueuse. Si vous aviez remis la pièce défectueuse dans la boîte, les probabilités seraient restées les mêmes et le processus aurait rempli les conditions pour une distribution binomiale.

Conditions

Les conditions sous-jacentes de la distribution hypergéométrique sont les suivantes:

- Le nombre total d'articles ou d'éléments (la taille de la population) est un nombre fixe, une population finie, la taille de la population doit être inférieure ou égale à 1 750.
- La taille de l'échantillon (le nombre d'essais) représente une partie de la population.
- La probabilité de succès initiale connue dans la population change après chaque essai.

Les structures mathématiques pour la distribution hypergéométrique sont les suivantes:

$$P(x) = \frac{\dfrac{(N_x)!}{x!(N_x - x)!}\dfrac{(N - N_x)!}{(n-x)!(N - N_x - n + x)!}}{\dfrac{N!}{n!(N-n)!}} \quad \text{pour } x = Max(n - (N - N_x), 0), \ldots, Min(n, N_x)$$

$$\text{moyenne} = \frac{N_x n}{N}$$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{(N - N_x)N_x n(N-n)}{N^2(N-1)}}$$

$$\text{étalement} = \sqrt{\frac{N-1}{(N - N_x)N_x n(N-n)}}$$

excès de kurtosis = fonction complexe

Le nombre d'éléments dans la population ou la taille de la population (*N*), les essais échantillonnés ou la taille de l'échantillon (*n*) et le nombre d'éléments dans la population dotés de la caractéristique de succès ou les succès de la population (*Nx*) sont les paramètres de la distribution. Le nombre d'essais se soldant par un succès est noté *x*.

Entrées requises:

Taille de la population ≥ 2 et entier

Taille de l'échantillon > 0 et entier

Succès de la population > 0 et entier

Taille de la population > Succès de la population

Taille de l'échantillon < Succès de la population

Taille de la population < 1 750

Distribution de Pascal

La distribution de Pascal est utile pour modéliser la distribution du nombre d'essais total requis pour obtenir le nombre d'occurrences réussies requises. Par exemple, pour clôturer un total de 10 opportunités de vente, combien d'appels téléphoniques de démarchage au total devrez-vous passer pour obtenir une certaine probabilité de succès pour chaque appel ? L'axe X montre le nombre d'appels total requis, qui inclut les appels s'étant soldé par un échec ou un succès. Le nombre d'essais n'est pas fixe, les essais continuent jusqu'au Rème succès, et la probabilité de succès est la même d'un essai à l'autre. La distribution de Pascal est apparentée à la distribution binomiale négative. La distribution binomiale négative calcule le nombre d'événements supplémentaires requis en plus du nombre de succès requis étant donné une certaine probabilité (en d'autres termes, le nombre d'échecs total), alors que la distribution de Pascal calcule le nombre d'événements total requis (en d'autres termes, la somme des échecs et des succès) pour obtenir les succès requis étant donné une certaine probabilité. Les succès requis et la probabilité sont les paramètres de la distribution.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Les structures mathématiques pour la distribution Pascal sont les suivantes:

$$f(x) = \begin{cases} \dfrac{(x-1)!}{(x-s)!(s-1)!} p^S (1-p)^{X-S} \text{ for all } x \geq s \\ 0 \text{ otherwise} \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} \displaystyle\sum_{x=1}^{k} \dfrac{(x-1)!}{(x-s)!(s-1)!} p^S (1-p)^{X-S} \text{ for all } x \ \geq \ s \\ 0 \text{ otherwise} \end{cases}$$

$$\text{moyenne} = \frac{s}{p}$$

$$\text{écart type } = \sqrt{s(1-p)p^2}$$

$$\text{étalement} = \frac{2-p}{\sqrt{r(1-p)}}$$

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{p^2 - 6p + 6}{r(1-p)}$$

Entrées requises:

Succès requis > 0 et est un nombre entier

0 ≤ probabilité ≤ 1

Distribution de Poisson

La distribution de Poisson décrit le nombre d'occurrences d'un événement au cours d'un intervalle donné, par exemple le nombre d'appels téléphoniques par minute ou le nombre d'erreurs par page dans un document.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution de Poisson sont les suivantes:

- Le nombre d'occurrences possibles au cours de tout intervalle est illimité.
- Les occurrences sont indépendantes. Le nombre d'occurrences au cours d'un intervalle n'affecte pas le nombre d'occurrences au cours des autres intervalles.
- Le nombre moyen d'occurrences doit rester le même d'un intervalle à l'autre.

Les structures mathématiques pour la distribution de Poisson sont les suivantes:

$$P(x) = \frac{e^{-\lambda}\lambda^{x}}{x!} \quad \text{pour } x \text{ et } \lambda > 0$$

$$\text{moyenne} = \lambda$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\lambda}$$

$$\text{étalement} = \frac{1}{\sqrt{\lambda}}$$

$$\text{excès de curtosis} = \frac{1}{\lambda}$$

Le taux ou lambda (λ) est le seul paramètre de la distribution.

Entrées requises:

Taux > 0 et ≤ 1000 (c'est-à-dire 0,0001 ≤ taux ≤ 1 000)

Distribution uniforme discrète

La distribution uniforme discrète est aussi appelée la distribution d'*équiprobabilité*, où si la distribution contient un jeu de *N* éléments, alors chaque élément a la même probabilité. Cette distribution est apparentée à la distribution uniforme, mais ses éléments sont discrets, pas continus.

Les structures mathématiques pour la distribution uniforme discrète sont les suivantes:

$$P(x) = \frac{1}{N}$$

$$\text{moyenne} = \frac{N+1}{2} \quad \text{valeur classée}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{(N-1)(N+1)}{12}} \quad \text{valeur classée}$$

étalement = 0 (c'est-à-dire que la distribution est parfaitement symétrique)

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{-6(N^2+1)}{5(N-1)(N+1)} \quad \text{valeur classée}$$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Entrées requises:

Minimum < Maximum et les deux doivent être des entiers (les entiers négatifs et zéro sont autorisés)

2.5 Distributions continues

Distribution arcsinus

La distribution arcsinus, en forme de U, est un cas spécial de la distribution bêta où la forme et l'échelle sont toutes deux égales à 0,5. Les valeurs proches du minimum et du maximum ont de fortes probabilités d'occurrence alors que les valeurs entre ces deux extrêmes ont de très faibles probabilités d'occurrence. Le minimum et le maximum sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution arcsinus sont les suivantes:

$$f(x) = \begin{cases} \dfrac{1}{\pi\sqrt{x(1-x)}} & \text{pour } 0 \le x \le 1 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ \dfrac{2}{\pi}\sin^{-1}(\sqrt{x}) & \text{pour } 0 \le x \le 1 \\ 1 & x > 1 \end{cases}$$

$$\text{moyenne} = \frac{Min + Max}{2}$$

$$\acute{e}\text{cart type} = \sqrt{\frac{(Max - Min)^2}{8}}$$

étalement = 0

excès de kurtosis = 1,5 pour toutes les entrées

Entrées requises:

Minimum < Maximum

Distribution bêta

La distribution bêta est extrêmement souple et couramment utilisée pour représenter la variabilité sur une plage fixe. L'une des applications les plus importantes de la distribution bêta est son utilisation comme distribution conjuguée pour le paramètre d'une distribution de Bernoulli. Dans cette application, la distribution bêta est utilisée

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

pour représenter l'incertitude de la probabilité d'occurrence d'un événement. Elle est utilisée pour décrire les données empiriques et prédire le comportement aléatoire des pourcentages et des fractions, comme la plage des résultats se trouve généralement entre 0 et 1.

La valeur de la distribution bêta vient de la vaste gamme de formes qu'elle peut prendre quand on change deux paramètres, alpha et bêta. Si les paramètres sont égaux, la distribution est symétrique. Si l'un des paramètres est égal à 1 alors que l'autre est supérieur à 1, la distribution est en forme de J. Si alpha est inférieur à bêta, on dit que la distribution est étalée vers la droite (la plupart des valeurs sont près de la valeur minimum). Si alpha est supérieur à bêta, on dit que la distribution est étalée vers la gauche (la plupart des valeurs sont près de la valeur maximum).

Les structures mathématiques pour la distribution bêta sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{(x)^{(\alpha-1)}(1-x)^{(\beta-1)}}{\left[\frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)}\right]} \quad \text{pour } \alpha > 0;\ \beta > 0;\ x > 0$$

$$\text{moyenne} = \frac{\alpha}{\alpha+\beta}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{\alpha\beta}{(\alpha+\beta)^2(1+\alpha+\beta)}}$$

$$\text{étalement} = \frac{2(\beta-\alpha)\sqrt{1+\alpha+\beta}}{(2+\alpha+\beta)\sqrt{\alpha\beta}}$$

$$\text{excès de curtosis} = \frac{3(\alpha+\beta+1)[\alpha\beta(\alpha+\beta-6)+2(\alpha+\beta)^2]}{\alpha\beta(\alpha+\beta+2)(\alpha+\beta+3)} - 3$$

Alpha (α) et bêta (β) sont les deux paramètres de forme de la distribution, et Γ est la fonction gamma.

Conditions

Les deux conditions sous-jacentes de la distribution bêta sont les suivantes:

- La variable incertaine est une valeur aléatoire comprise entre 0 et une valeur positive.
- La forme de la distribution peut être spécifiée en utilisant deux valeurs positives.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Entrées requises:

Alpha et bêta > 0 et peuvent être n'importe quelles valeurs positives

Distribution multiplicative bêta décalée

La distribution bêta 4 est également appelée distribution multiplicative bêta décalée: la distribution bêta traditionnelle est limitée entre 0 et 1, mais multipliée par un facteur (la plage sera plus large ou plus étroite), puis décalée par un paramètre d'emplacement de façon à ce que le point de départ soit le nouvel emplacement. La distribution bêta est très souple et est souvent utilisée pour représenter la variabilité sur une plage fixe. Elle est utilisée pour décrire des données empiriques et prévoir le comportement aléatoire des pourcentages et des fractions, alors que la plage de résultats est généralement comprise entre 0 et 1. L'intérêt de la distribution bêta tient dans la vaste gamme de formes qu'elle peut prendre lorsque l'on modifie les deux paramètres, alpha et bêta. La distribution bêta 3 est également appelée distribution bêta décalée la distribution bêta traditionnelle est limitée entre 0 et 1, mais décalée par un paramètre d'emplacement de façon à ce que le point de départ soit le nouvel emplacement. Elle s'obtient en multipliant la distribution bêta par un facteur et en décalant les résultats par un paramètre d'emplacement afin de permettre l'élargissement de la plage de résultats au-delà de ses bornes naturelles, 0 et 1, avec un point de départ autre que 0. Alpha, bêta, l'emplacement et le facteur sont les paramètres d'entrée.

Entrées requises:

Alpha > 0

Bêta > 0

L'emplacement peut être n'importe quelle valeur positive ou négative, zéro y compris

Facteur > 0

Distribution bilogarithmique

La distribution bilogarithmique ressemble à la distribution de Cauchy, où la tendance centrale est un pic et a la densité de probabilité maximum, mais décline plus rapidement plus elle s'éloigne du centre, créant une distribution symétrique avec un pic extrême entre les valeurs minimum et maximum. Le minimum et le maximum sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution bilogarithmique sont les suivantes:

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

$$f(x) = \begin{cases} \frac{-1}{2b} \ln\left(\frac{|x-a|}{b}\right) & pour\ \min \le x \le \max \\ 0 & sinon \end{cases}$$

$$ou\ a = \frac{\min + \max}{2}\ et\ b = \frac{\max - \min}{2}$$

$$F(x) = \begin{cases} \frac{1}{2} - \left(\frac{|x-a|}{2b}\right)\left[1 - \ln\left(\frac{|x-a|}{b}\right)\right] & pour\ \min \le x \le a \\ \frac{1}{2} + \left(\frac{|x-a|}{2b}\right)\left[1 - \ln\left(\frac{|x-a|}{b}\right)\right] & pour\ a \le x \le \max \end{cases}$$

$$\text{moyenne} = \frac{Min + Max}{2}$$

$$écart\ type = \sqrt{\frac{(Max - Min)^2}{36}}$$

étalement = 0

Entrées requises:

Minimum < Maximum

Distribution de Cauchy ou distribution lorentzienne ou distribution de Breit-Wigner

La distribution de Cauchy, aussi appelée distribution lorentzienne ou distribution de Breit-Wigner, est une distribution continue, décrivant le comportement des résonances. Elle décrit également la distribution des distances horizontales auxquelles un segment de ligne incliné à un angle aléatoire coupe l'axe X.

Les structures mathématiques pour la distribution de Cauchy ou lorentzienne sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\gamma / 2}{(x-m)^2 + \gamma^2 / 4}$$

La distribution de Cauchy est un cas spécial sans moments théoriques (moyenne, écart type, étalement et kurtosis) car ils sont tous indéfinis.

L'emplacement du mode (α) et l'échelle (β) sont les deux seuls paramètres de cette distribution. Le paramètre d'emplacement spécifie le pic ou le mode de la distribution et le paramètre d'échelle spécifie la demi-largeur au demi-maximum de la distribution. En

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

outre, la moyenne et la variance d'une distribution de Cauchy ou lorentzienne ne sont pas définies.

La distribution de Cauchy est la distribution en T de Student avec un seul degré de liberté. Cette distribution est également construite en prenant le rapport de deux distributions normales standard (distributions normales avec une moyenne de 0 et une variance de 1) qui sont indépendantes l'une de l'autre.

Entrées requises:

L'emplacement alpha peut être n'importe quelle valeur

L'échelle bêta doit être > 0 et peut être n'importe quelle valeur positive

Distribution du χ^2 ou khi-carré

La distribution du X2 ou du khi-carré est une distribution de probabilités utilisée essentiellement pour le test d'hypothèse. Elle est apparentée à la distribution gamma et à la distribution normale standard. Par exemple, les sommes de distributions normales indépendantes sont distribuées sous la forme d'un khi-carré (χ^2) avec *k* degrés de liberté:

$$Z_1^2 + Z_2^2 + ... + Z_k^2 \overset{d}{\sim} \chi_k^2$$

Les structures mathématiques pour la distribution du X2 sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{0.5^{-k/2}}{\Gamma(k/2)} x^{k/2-1} e^{-x/2} \text{ pour tout } x > 0$$

moyenne = k

écart type = $\sqrt{2k}$

étalement = $2\sqrt{\frac{2}{k}}$

excès de kurtosis = $\frac{12}{k}$

Γ est la fonction gamma. Les degrés de liberté k sont les seuls paramètres de la distribution.

La distribution du X2 peut également être modélisée en utilisant une distribution gamma en définissant le:

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

paramètre de forme = $\frac{k}{2}$ et échelle = $2S^2$ où S est l'échelle.

Entrées requises:

Degrés de liberté > 1 et doit être un entier < 300

Distribution cosinus

La distribution cosinus ressemble à une distribution logistique, dans laquelle la valeur médiane entre le minimum et le maximum a le pic ou le mode le plus élevé, avec la probabilité d'occurrence la plus forte, alors que les queues extrêmes, proches des valeurs minimum et maximum, ont des probabilités plus faibles. Le minimum et le maximum sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution cosinus sont les suivantes:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{2b}\cos\left[\frac{x-a}{b}\right] & pour\ \min \le x \le \max \\ 0 & sinon \end{cases}$$

$$ou\ a = \frac{\min + \max}{2}\ et\ b = \frac{\max - \min}{\pi}$$

$$F(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}\left[1 + \sin\left(\frac{x-a}{b}\right)\right] & sinon\ \min \le x \le \max \\ 1 & sinon\ x > max \end{cases}$$

$$\text{moyenne} = \frac{Min + Max}{2}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{(Max - Min)^2(\pi^2 - 8)}{4\pi^2}}$$

étalement = 0

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{6(90 - \pi^4)}{5(\pi^2 - 6)^2}$$

Entrées requises:

Minimum < Maximum

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Distribution d'Erlang

La distribution d'Erlang est identique à la distribution gamma, sauf que le paramètre alpha ou de forme doit être un entier positif. Un exemple d'application de la distribution d'Erlang est le calibrage du taux de transition des éléments par un système de compartiments. Ces systèmes sont couramment utilisés dans les domaines de la biologie et de l'écologie (par ex. en épidémiologie, un individu peut progresser à un taux exponentiel d'un état de santé sain à un état de porteur de maladie, et continuer à progresser exponentiellement d'un état de porteur à un état d'agent infectieux). Alpha (aussi appelé la forme) et bêta (aussi appelé l'échelle) sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution d'Erlang sont les suivantes:

$$f(x) = \begin{cases} \dfrac{\left(\dfrac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-x/\beta}}{\beta(\alpha-1)} & pour\ x \geq 0 \\ 0 & sinon \end{cases}$$

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-x/\beta} \sum_{i=0}^{\alpha-1} \dfrac{(x/\beta)^i}{i!} & pour\ x \geq 0 \\ 0 & sinon \end{cases}$$

$$\text{moyenne} = \alpha\beta$$

$$\acute{e}\text{cart type} = \sqrt{\alpha\beta^2}$$

$$\acute{e}\text{talement} = \frac{2}{\sqrt{\alpha}}$$

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{6}{\alpha} - 3$$

Entrées requises:

Alpha (forme) > 0 et est un nombre entier

Bêta (échelle) > 0

Distribution exponentielle

La distribution exponentielle est couramment utilisée pour décrire les événements récurrents se reproduisant à des points aléatoires dans le temps, par exemple le temps entre les pannes d'équipements électroniques ou le temps entre les clients se présentant à un kiosque de service. Elle est apparentée à la distribution de Poisson, qui décrit le nombre d'occurrences d'un événement à un intervalle de temps donné. Une

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

caractéristique importante de la distribution exponentielle est sa propriété « sans mémoire », ce qui signifie que la future vie d'un objet donné a la même distribution, quelle que soit la durée de son existence. En d'autres termes, le temps n'a aucun effet sur les résultats futurs.

Les structures mathématiques pour la distribution exponentielle sont les suivantes:

$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$ pour $x \geq 0; \lambda > 0$

moyenne = $\frac{1}{\lambda}$

écart type = $\frac{1}{\lambda}$

étalement = 2 (cette valeur s'applique à toutes les entrées λ de taux de succès)

excès de kurtosis = 6 (cette valeur s'applique à toutes les entrées λ de taux de succès)

Le taux de succès (λ) est le seul paramètre de la distribution. Le nombre d'essais réussis est noté *x*.

Conditions

La condition sous-jacente de la distribution exponentielle est la suivante:

- La distribution exponentielle décrit le temps qui s'écoule entre les occurrences.

Entrées requises:

Taux > 0

Distribution exponentielle décalée

La distribution exponentielle 2 est également appelée distribution exponentielle décalée: la distribution exponentielle traditionnelle est décalée d'un paramètre d'emplacement de façon à ce que le point de départ soit le nouvel emplacement. La distribution exponentielle est couramment utilisée pour décrire les événements récurrents se reproduisant à des points aléatoires dans le temps, par exemple le temps entre les pannes d'équipements électroniques ou le temps entre les clients se présentant à un kiosque de service. Elle est apparentée à la distribution de Poisson, qui décrit le nombre d'occurrences d'un événement à un intervalle de temps donné. Une caractéristique importante de la distribution exponentielle est sa propriété sans mémoire, ce qui signifie que la future vie d'un objet donné a la même distribution, quelle que soit la durée de son existence. En d'autres termes, le temps n'a aucun effet sur les résultats futurs. Le taux de succès (λ) est le seul paramètre de la distribution.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Entrées requises:

Taux lambda > 0

L'emplacement peut être n'importe quelle valeur positive ou négative, zéro y compris

Distribution des valeurs extrêmes ou distribution de Gumbel

La distribution des valeurs extrêmes (type 1) est couramment utilisée pour décrire la valeur la plus grande d'une réponse au cours d'une période de temps, par exemple dans le cas d'inondations, de précipitations ou de tremblements de terre. Les autres applications incluent la résistance à la rupture des matériaux, la conception de construction, ainsi que les tolérances et les charges des aéronefs. La distribution des valeurs extrêmes est aussi appelée distribution de Gumbel.

Les structures mathématiques pour la distribution des valeurs extrêmes sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{1}{\beta} ze^{-Z} \text{ où } z = e^{\frac{x-\alpha}{\beta}} \quad \text{pour } \beta > 0; \text{et toute valeur de } x \text{ et } \alpha$$

moyenne = $\alpha + 0.577215\beta$

écart type = $\sqrt{\frac{1}{6}\pi^2\beta^2}$

étalement = $\frac{12\sqrt{6}(1.2020569)}{\pi^3} = 1.13955$ (cela s'applique à toutes les valeurs de mode et d'échelle)

excès de curtosis = 5.4 (cela s'applique à toutes les valeurs de mode et d'échelle)

Le mode (α) et l'échelle (β) sont les paramètres de la distribution.

Calcul des paramètres

Il y a deux paramètres standard pour la distribution des valeurs extrêmes: le mode et l'échelle. Le paramètre de mode est la valeur la plus probable pour la variable (le point le plus élevé de la distribution de probabilités). Après avoir sélectionné le paramètre de mode, vous pouvez estimer le paramètre d'échelle. Le paramètre d'échelle est un nombre supérieur à 0. Plus le paramètre d'échelle est élevé, plus la variance est élevée.

Entrées requises: Le mode alpha peut être n'importe quelle valeur

Échelle bêta > 0

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Distribution de F ou de Fisher-Snedecor

La distribution de F, également appelée distribution de Fisher-Snedecor, est une autre distribution continue, le plus fréquemment utilisée pour le test d'hypothèse.Spécifiquement, elle est utilisée pour tester la différence statistique entre deux variances dans des tests d'analyse de la variance et des tests du rapport de vraisemblance. La distribution en F avec numérateur de degré de liberté *n* et dénominateur de degré de liberté *m* est apparentée à la distribution du X2 car:

$$\frac{\chi_n^2 / n}{\chi_m^2 / m} \sim F_{n,m}$$

$$\text{moyenne} = \frac{m}{m-2}$$

Distribution gamma (distribution d'Erlang)

La distribution gamma s'applique à une vaste gamme ou plage de quantités physiques et est apparentée à d'autres distributions: lognormale, exponentielle, Pascal, Erlang, Poisson et X2. Elle est utilisée dans les processus météorologiques pour représenter les concentrations de polluants et les quantités de précipitations. La distribution gamma est également utilisée pour mesurer le temps entre les occurrences d'événements quand le processus d'événement n'est pas entièrement aléatoire. Les autres applications de la distribution gamma incluent le contrôle des stocks, la théorie économique et la théorie des risques d'assurance.

Condit

ions

La distribution gamma est le plus souvent utilisée comme distribution de la quantité de temps jusqu'à la $r^{\text{ème}}$ occurrence d'un événement dans un processus de Poisson. Quand elle est utilisée de cette façon, les trois conditions sous-jacentes de la distribution gamma sont les suivantes:

- Le nombre d'occurrences possibles dans toute unité de mesure n'est pas limitée à un nombre fixe.
- Les occurrences sont indépendantes. Le nombre d'occurrences dans une unité de mesure n'affecte pas le nombre d'occurrences dans les autres unités.
- Le nombre moyen d'occurrences doit rester le même d'une unité à l'autre.

Les structures mathématiques pour la distribution gamma sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{\left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}}}{\Gamma(\alpha)\beta} \quad \text{avec toute valeur de } \alpha > 0 \text{ et } \beta > 0$$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

moyenne = $\alpha\beta$

écart type = $\sqrt{\alpha\beta^2}$

étalement = $\frac{2}{\sqrt{\alpha}}$

excès de curtosis = $\frac{6}{\alpha}$

Le paramètre de forme alpha (α) et le paramètre d'échelle bêta (β) sont les paramètres de la distribution, et Γ est la fonction gamma.

Quand le paramètre alpha est un entier positif, la distribution gamma est appelée distribution d'Erlang, utilisée pour prédire les temps d'attente dans les systèmes de files d'attente, où la distribution d'Erlang est la somme de variables aléatoires indépendantes et distribuées identiquement, chacune ayant une distribution exponentielle sans mémoire. En définissant *n* comme le nombre de ces variables aléatoires, la structure mathématique de la distribution d'Erlang est la suivante:

$f(x) = \frac{x^{n-1}e^{-x}}{(n-1)!}$ pour tous les $x > 0$ et tous des nombres entiers de n

Entrées requises:

Échelle bêta > 0 et peut être toute valeur positive

Forme alpha ≥ 0,05 et peut être toute valeur positive

L'emplacement peut être n'importe quelle valeur

Distribution de Laplace

La distribution de Laplace est parfois aussi appelée distribution exponentielle double car elle peut être construite à partir de deux distributions exponentielles (avec un paramètre d'emplacement supplémentaire) jointes dos à dos, ce qui crée un pic inhabituel au centre. La fonction de densité de probabilité de la distribution de Laplace rappelle la distribution normale. Cependant, alors que la distribution normale est exprimée en termes de la différence au carré à partir de la moyenne, la densité de Laplace est exprimée en termes de la différence absolue à partir de la moyenne, ce qui rend les queues de la distribution de Laplace plus épaisses que celles de la distribution normale. Quand le paramètre d'emplacement est défini sur zéro, la variable aléatoire de la distribution de Laplace est distribuée exponentiellement avec l'inverse du paramètre

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

d'échelle. Alpha (aussi appelé l'emplacement) et bêta (aussi appelé l'échelle) sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution Laplace sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{1}{2\beta}\exp\left(-\frac{|x-\alpha|}{\beta}\right)$$

$$F(x) = \begin{cases} \frac{1}{2}\exp\left[\frac{x-\alpha}{\beta}\right] \text{ ou } x < \alpha \\ 1-\frac{1}{2}\exp\left[-\frac{x-\alpha}{\beta}\right] \text{ ou } x \geq \alpha \end{cases}$$

$\text{moyenne} = \alpha$

$\acute{e}\text{cart type} = 1.4142\beta$

étalement = 0

excès de kurtosis = 3

Entrées requises:

Alpha (emplacement) peut être n'importe quelle valeur positive ou négative, zéro y compris

Bêta (échelle) > 0

Distribution logistique

La distribution logistique est couramment utilisée pour décrire la croissance, c'est-à-dire la taille d'une population exprimée sous la forme d'une fonction d'une variable temporelle. Elle peut également être utilisée pour décrire des réactions chimiques et le rythme de croissance d'une population ou d'un individu.

Les structures mathématiques pour la distribution logistique sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{e^{\frac{\alpha-x}{\beta}}}{\beta\left[1+e^{\frac{\alpha-x}{\beta}}\right]^2} \quad \text{pour toute valeur de } \alpha \text{ et } \mu$$

$\text{moyenne} = \alpha$

$\acute{e}\text{cart type} = \sqrt{\frac{1}{3}\pi^2\beta^2}$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

étalement = 0 (cela s'applique à toutes les entrées de moyenne et d'échelle)

excès de curtosis = 1,2 (cela s'applique à toutes les entrées de moyenne et d'échelle)

La moyenne (α) et l'échelle (β) sont les paramètres de la distribution.

Calcul des paramètres

Il y a deux paramètres standard pour la distribution logistique: la moyenne et l'échelle. le paramètre de moyenne est la valeur moyenne, qui pour cette distribution est identique au mode, car il s'agit d'une distribution symétrique. Après avoir sélectionné le paramètre de moyenne, vous pouvez estimer le paramètre d'échelle. Le paramètre d'échelle est un nombre supérieur à 0. Plus le paramètre d'échelle est élevé, plus la variance est élevée.

Entrées requises:

Échelle bêta > 0 et peut être n'importe quelle valeur positive

La moyenne alpha peut être n'importe quelle valeur

Distribution lognormale

La distribution lognormale est couramment utilisée dans des situations où les valeurs sont étalées vers la droite, par exemple dans l'analyse financière du cours des valeurs ou dans l'évaluation des biens immobiliers, et où les valeurs ne peuvent pas passer en-dessous de zéro.

Les prix des actions sont généralement étalés vers la droite et ne sont pas normalement distribués (symétriquement). Les prix des actions affichent cette tendance car ils ne peuvent pas passer sous la limite inférieure de zéro, mais peuvent augmenter jusqu'à n'importe quel prix, sans limite aucune. Semblablement, les prix du secteur immobilier illustrent un étalement vers la droite car la valeur des propriétés ne peut pas devenir négative.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution lognormale sont les suivantes:

- La variable incertaine peut augmenter sans limites mais ne peut pas passer en-dessous de zéro.
- La variable incertaine est étalée vers la droite, avec la plupart des valeurs près de la limite inférieure.
- Le logarithme naturel de la variable incertaine produit une distribution normale.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Généralement, si le coefficient de variabilité est supérieur à 30 %, utilisez une distribution lognormale. Sinon, utilisez la distribution normale.

Les structures mathématiques pour la distribution lognormale sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{1}{x\sqrt{2\pi}\ln(\sigma)} e^{-\frac{[\ln(x)-\ln(\mu)]^2}{2[\ln(\sigma)]^2}} \quad \text{pour } x > 0; \mu > 0 \text{ et } \sigma > 0$$

$$\text{moyenne} = \exp\left(\mu + \frac{\sigma^2}{2}\right)$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\exp(\sigma^2 + 2\mu)[\exp(\sigma^2) - 1]}$$

$$\text{étalement} = \left[\sqrt{\exp(\sigma^2) - 1}\right](2 + \exp(\sigma^2))$$

$$\text{excès de curtosis} = \exp(4\sigma^2) + 2\exp(3\sigma^2) + 3\exp(2\sigma^2) - 6$$

La moyenne (μ) et l'écart type (σ) sont les paramètres de la distribution.

Entrées requises:

Moyenne et écart type > 0 et peuvent être n'importe quelles valeurs positives

Jeux de paramètres lognormaux

Par défaut, la distribution lognormale utilise la moyenne et l'écart type arithmétiques. Pour les applications pour lesquelles des données historiques sont disponibles, il est plus approprié d'utiliser la moyenne et l'écart type logarithmiques, ou la moyenne et l'écart type géométriques.

Distribution lognormale décalée

La distribution lognormale 3 est également appelée distribution lognormale décalée: la distribution lognormale traditionnelle commence à 0 et ne peut pas prendre de valeurs négatives, mais la distribution lognormale 3 est décalée d'un paramètre d'emplacement de façon à ce que le point de départ soit le nouvel emplacement, qui peut avoir des valeurs positives ou négatives. La distribution lognormale est souvent utilisée dans les situations où les valeurs sont étalées vers la droite, par exemple dans les analyses financières d'évaluation des titres ou pour l'évaluation des biens immobiliers, et où les valeurs ne peuvent pas être inférieures à zéro. Les cours des actions sont généralement étalés vers la droite, au lieu d'être distribués normalement (symétriquement). Les cours des actions ont cette tendance car ils ne peuvent pas descendre en-dessous de la limite inférieure de zéro, mais peuvent augmenter sans aucune limite supérieure. Par

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

comparaison, la distribution lognormale décalée est identique à la distribution lognormale, mais elle est décalée de façon à ce que la valeur résultante puisse avoir une valeur négative. La moyenne, l'écart type et le décalage sont les paramètres de la distribution.

Entrées requises:

Moyenne > 0

écart type > 0

Le décalage peut être n'importe quelle valeur positive ou négative, zéro y compris

Distribution normale

La distribution normale est la distribution la plus importante de la théorie des probabilités car elle décrit de nombreux phénomènes naturels, tels que le QI ou la taille des individus. Les preneurs de décisions peuvent utiliser la distribution normale pour décrire certaines variables incertaines, telles que le taux d'inflation ou le prix futur de l'essence.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution normale sont les suivantes:

- Une valeur de la variable incertaine est la valeur la plus probable (la moyenne de la distribution).
- La variable incertaine peut aussi bien être au-dessus qu'en-dessous de la moyenne (symétrique autour de la moyenne).
- Il est plus probable que la variable incertaine soit près de la moyenne que loin de la moyenne.

Les structures mathématiques pour la distribution normale sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad \text{pour toutes les valeurs de } x \text{ et } \mu, \text{ et } \sigma > 0$$

$$\text{moyenne} = \mu$$
$$\text{écart type} = \sigma$$

étalement = 0 (cela s'applique à toutes les entrées de moyenne et d'écart type)

excès de curtosis = 0 (cela s'applique à toutes les entrées de moyenne et d'écart type)

La moyenne (μ) et l'écart type (σ) sont les paramètres de la distribution.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Entrées requises:

Écart type > 0 et peut être n'importe quelle valeur positive

La moyenne peut être n'importe quelle valeur

Distribution parabolique

La distribution parabolique est un cas spécial de la distribution bêta quand la Forme = l'Echelle = 2. Les valeurs près du minimum et près du maximum ont des probabilités basses d'événement tandis que les valeurs entre ces deux extrémités ont de plus hautes probabilités d'événement. Le minimum et le maximum sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution parabolique sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{(x)^{(\alpha-1)}(1-x)^{(\beta-1)}}{\left[\frac{\Gamma(\alpha)\Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha+\beta)}\right]} \quad \text{pour } \alpha > 0; \beta > 0; x > 0$$

Où la forme fonctionnelle ci-dessus est pour la distribution bêta et pour une fonction parabolique, nous définissons Alpha = Bêta = 2 et un décalage d'emplacement dans le Minimum, avec un facteur de multiplication de (Maximum – Minimum).

$$\text{moyenne} = \frac{Min + Max}{2}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{(Max - Min)^2}{20}}$$

étalement = 0

excès de kurtosis = *–0.8571*

Entrées requises:

Minimum < Maximum

Distribution de Pareto

La distribution de Pareto est couramment utilisée pour l'étude des distributions associées à des phénomènes empiriques comme la taille de la population d'une ville, l'occurrence des ressources naturelles, la taille des entreprises, les revenus personnels, les fluctuations des cours boursiers et le regroupement des erreurs dans les circuits de communication.

Les structures mathématiques pour la distribution de Pareto sont les suivantes:

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

$$f(x) = \frac{\beta L^{\beta}}{x^{(1+\beta)}} \quad \text{pour } x > L$$

$$\text{moyenne } = \frac{\beta L}{\beta - 1}$$

$$\text{écart type } = \sqrt{\frac{\beta L^2}{(\beta-1)^2(\beta-2)}}$$

$$\text{étalement} = \sqrt{\frac{\beta-2}{\beta}}\left[\frac{2(\beta+1)}{\beta-3}\right]$$

$$\text{excès de curtosis} = \frac{6(\beta^3+\beta^2-6\beta-2)}{\beta(\beta-3)(\beta-4)}$$

La forme (α) et l'emplacement (β) sont les paramètres de la distribution.

Calcul des paramètres

Il y a deux paramètres standard pour la distribution de Pareto: l'emplacement et la forme. Le paramètre d'emplacement est la limite inférieure pour la variable. Après avoir sélectionné le paramètre d'emplacement, vous pouvez estimer le paramètre de forme. Le paramètre de forme est un nombre supérieur à 0, généralement supérieur à 1. Plus le paramètre de forme est élevé, plus la variance est faible et plus la queue droite de la distribution est épaisse.

Entrées requises:

Emplacement > 0 et peut être n'importe quelle valeur positive

Forme ≥ 0,05

Distribution de Pearson V

La distribution de Pearson V est apparentée à la distribution gamma inverse, où c'est la réciproque de la variable distribuée selon la distribution gamma. La distribution de Pearson V est également utilisée pour modéliser les délais temporels, où il y a une quasi certitude d'un délai minimum et le délai maximum n'a pas de limites, par ex. le délai d'arrivée des services d'urgence et le temps pour réparer une machine. Alpha (aussi appelé la forme) et bêta (aussi appelé l'échelle) sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution Pearson V sont les suivantes:

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

$$f(x) = \frac{x^{-(\alpha+1)} e^{-\beta/x}}{\beta^{-\alpha}\Gamma(\alpha)}$$

$$F(x) = \frac{\Gamma(\alpha, \beta/x)}{\Gamma(\alpha)}$$

$$\text{moyenne} = \frac{\beta}{\alpha - 1}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{\beta^2}{(\alpha-1)^2(\alpha-2)}}$$

$$\text{étalement} = \frac{4\sqrt{\alpha-2}}{\alpha-3}$$

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{30\alpha - 66}{(\alpha-3)(\alpha-4)} - 3$$

Entrées requises:

Alpha (forme) > 0

Bêta (échelle) > 0

Distribution de Pearson VI

La distribution de Pearson VI est apparentée à la distribution gamma, où c'est la fonction rationnelle de deux variables distribuées selon deux distributions gamma. Alpha 1 (aussi appelé la forme 1), alpha 2 (aussi appelé la forme 2) et bêta (aussi appelé l'échelle) sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution Pearson VI sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{(x/\beta)^{\alpha_1 - 1}}{\beta\ \mathrm{B}(\alpha_1, \alpha_2)[1 + (x/\beta)]^{\alpha_1 + \alpha_2}}$$

$$F(x) = F_B\left(\frac{x}{x+\beta}\right)$$

$$\text{moyenne} = \frac{\beta\alpha_1}{\alpha_2 - 1}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{\beta^2\alpha_1(\alpha_1 + \alpha_2 - 1)}{(\alpha_2-1)^2(\alpha_2-2)}}$$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

$$\text{étalement} = 2\sqrt{\frac{\alpha_2 - 2}{\alpha_1(\alpha_1 + \alpha_2 - 1)}}\left[\frac{2\alpha_1 + \alpha_2 - 1}{\alpha_2 - 3}\right]$$

$$\text{excès de kurtosis} = \frac{3(\alpha_2 - 2)}{(\alpha_2 - 3)(\alpha_2 - 4)}\left[\frac{2(\alpha_2 - 1)^2}{\alpha_1(\alpha_1 + \alpha_2 - 1)} + (\alpha_2 + 5)\right] - 3$$

Entrées requises:

Alpha 1 (forme 1) > 0

Alpha 2 (forme 2) > 0

Bêta (échelle) > 0

Distribution PERT

La distribution PERT est souvent utilisée dans la gestion de projets et de programmes pour définir les scénarios du pire cas, du cas nominal et du meilleur cas de l'achèvement du projet. Elle est apparentée aux distributions bêta et triangulaire. La distribution PERT peut être utilisée pour identifier les risques d'un projet et les modèles de coûts, en s'appuyant sur la probabilité d'atteindre les cibles et les objectifs pour un certain nombre de composants du projet en utilisant les valeurs minimum, la plus probable et maximum, mais elle est conçue pour générer une distribution qui ressemble plus aux distributions de probabilités réalistes. La distribution PERT peut offrir un ajustement proche des distributions normale ou lognormale. Comme la distribution triangulaire, la distribution PERT met l'accent sur la valeur « la plus probable », plutôt que sur les estimations minimum et maximum. Cependant, contrairement à la distribution triangulaire, la distribution crée une courbe lisse, qui met progressivement de plus en plus l'accent sur les valeurs proches de la valeur la plus probable, en faveur des valeurs près des bords. En pratique, cela signifie que nous « faisons confiance » à l'estimation de la valeur la plus probable et que nous croyons que même si elle n'est pas exacte (les estimations le sont rarement), nous pouvons nous attendre à ce que la valeur résultante soit proche de cette estimation. En supposant que de nombreux phénomènes du monde réel sont distribués normalement, l'intérêt de la distribution PERT est qu'elle produit une courbe similaire à la courbe normale en termes de forme, sans connaître les paramètres précis de la courbe normale associée. Le minimum, la valeur la plus probable et le maximum sont les paramètres de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution PERT sont les suivantes:

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

$$f(x) = \frac{(x-\min)^{Al-1}(\max-x)^{A2-1}}{B(Al,A2)(\max-\min)^{Al+A2-1}}$$

ou $Al = 6\left[\frac{\min+4(\text{likely})+\max}{6} - \min}{\max-\min}\right]$ et $A2 = 6\left[\frac{\max-\frac{\min+4(\text{likely})+\max}{6}}{\max-\min}\right]$

et B est la fonction beta

$$\text{moyenne} = \frac{Min+4Mode+Max}{6}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{(\mu-Min)(Max-\mu)}{7}}$$

$$\text{étalement} = \sqrt{\frac{7}{(\mu-Min)(Max-\mu)}}\left(\frac{Min+Max-2\mu}{4}\right)$$

Entrées requises:

Minimum ≤ valeur la plus probable ≤ maximum et peuvent être des nombres positifs, négatifs ou égaux à zéro

Distribution de puissance

La distribution de puissance est apparentée à la distribution exponentielle car la probabilité de petits résultats est élevée, mais décroît exponentiellement au fur et à mesure que la valeur du résultat augmente. Alpha (aussi appelé la forme) est le seul paramètre de la distribution.

Les structures mathématiques pour la distribution puissance sont les suivantes:

$$f(x) = \alpha x^{\alpha-1}$$
$$F(x) = x^{\alpha}$$

$$\text{moyenne} = \frac{\alpha}{1+\alpha}$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{\alpha}{(1+\alpha)^2(2+\alpha)}}$$

$$\text{étalement} = \sqrt{\frac{\alpha+2}{\alpha}}\left(\frac{2(\alpha-1)}{\alpha+3}\right)$$

Entrées requises: Alpha (forme) > 0

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Distribution multiplicative de puissance décalée

La distribution de puissance 3 est également appelée distribution multiplicative de puissance décalée: la distribution de puissance traditionnelle est limitée entre 0 et 1, mais multipliée par un facteur (la plage sera plus large ou plus étroite), puis décalée d'un paramètre d'emplacement de façon à ce que le point de départ soit le nouvel emplacement. La distribution de puissance est apparentée à la distribution exponentielle car la probabilité de petits résultats est élevée, mais décroît exponentiellement au fur et à mesure que la valeur du résultat augmente. Alpha (aussi appelé la forme) est le seul paramètre de la distribution.

Entrées requises:

Alpha (forme) > 0

L'emplacement peut être n'importe quelle valeur positive ou négative, zéro y compris

Facteur > 0

Distribution T de Student

La distribution T de Student est la distribution la plus couramment utilisée pour les tests d'hypothèse. Cette distribution est utilisée pour estimer la moyenne d'une population normalement distribuée quand la taille de l'échantillon est petite, et est utilisée pour tester la signification statistique de la différence entre deux moyennes ou intervalles de confiance pour les échantillons de petite taille.

Les structures mathématiques pour la distribution T sont les suivantes:

$$f(t) = \frac{\Gamma[(r+1)/2]}{\sqrt{r\pi}\,\Gamma[r/2]}(1+t^2/r)^{-(r+1)/2}$$

moyenne = 0 (cela s'applique à tous les degrés de liberté r sauf si la distribution est décalée vers un autre emplacement central différent de zéro)

écart type = $\sqrt{\frac{r}{r-2}}$

étalement = 0 (cela s'applique à tous les degrés de liberté r)

excès de kurtosis = $\frac{6}{r-4}$ pour tous les $r > 4$

où $t = \frac{x-\bar{x}}{s}$ et Γ est la fonction gamma.

Les degrés de liberté r sont le seul paramètre de la distribution.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

La distribution T est apparentée à la distribution F comme suit: le carré d'une valeur de t avec r degrés de liberté est distribué comme F avec 1 et r degrés de liberté. La forme globale de la fonction de densité de probabilité de la distribution T ressemble également à la forme en cloche d'une variable normalement distribuée avec une moyenne de 0 et une variance de 1, sauf qu'elle est un peu plus basse et plus large, ou leptocurtique (queues épaisses aux extrémités et centre en pic). À mesure que les degrés de liberté augmentent (disons au-dessus de 30), la distribution T s'approche de la distribution normale avec une moyenne de 0 et une variance de 1.

Entrées requises:

Degrés de liberté ≥ 1 et doit être un entier

Distribution triangulaire

La distribution triangulaire décrit une situation dans laquelle vous connaissez la valeur minimum, la valeur maximum et la valeur dont l'occurrence est la plus probable. Par exemple, vous pourriez décrire le nombre de voitures vendues par semaine, quand les ventes passées montrent le nombre minimum, le nombre maximum et le nombre habituel de voitures vendues.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution triangulaire sont les suivantes:

- Le nombre minimum d'éléments est fixe.
- Le nombre maximum d'éléments est fixe.
- Le nombre d'éléments le plus probable se trouve entre les valeurs minimum et maximum, formant une distribution de forme triangulaire, qui indique que les valeurs près du minimum et du maximum ont une occurrence moins probable que les valeurs près de la valeur la plus probable.

Les structures mathématiques pour la distribution triangulaire sont les suivantes:

$$f(x) = \begin{cases} \dfrac{2(x - Min)}{(Max - Min)(Likely - \min)} & \text{pour } Min < x < Likely \\ \dfrac{2(Max - x)}{(Max - Min)(Max - Likely)} & \text{pour } Likely < x < \text{Max} \end{cases}$$

$$\text{moyenne} = \frac{1}{3}(Min + Likely + Max)$$

$$\text{écart type} = \sqrt{\frac{1}{18}(Min^2 + Likely^2 + Max^2 - Min\,Max - Min\,Likely - Max\,Likely)}$$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

étalement = $\frac{\sqrt{2}(Min + Max - 2Likely)(2Min - Max - Likely)(Min - 2Max + Likely)}{5(Min^2 + Max^2 + Likely^2 - MinMax - MinLikely - MaxLikely)^{3/2}}$

excès de curtosis = –0,6 (cela s'applique à toutes les entrées de *Min*, *Max* et *Likely*)

La valeur minimum (*Min*), la valeur la plus probable (*Likely*) et la valeur maximum (*Max*) sont les paramètres de la distribution.

Entrées requises:

Min ≤ Plus probable ≤ Max et peuvent avoir n'importe quelles valeurs

Cependant, Min < Max et peut avoir n'importe quelle valeur

Distribution uniforme

Avec la distribution uniforme, toutes les valeurs qui se trouvent entre le minimum et le maximum ont la même probabilité d'occurrence.

Conditions

Les trois conditions sous-jacentes de la distribution uniforme sont les suivantes:

- La valeur minimum est fixe.
- La valeur maximum est fixe.
- Toutes les valeurs qui se trouvent entre le minimum et le maximum ont la même probabilité d'occurrence.

Les structures mathématiques pour la distribution uniforme sont les suivantes:

$f(x) = \frac{1}{Max - Min}$ pour toutes les valeurs de façon que $Min < Max$

moyenne = $\frac{Min + Max}{2}$

*é*cart type = $\sqrt{\frac{(Max - Min)^2}{12}}$

étalement = 0 (cela s'applique à toutes les entrées de *Min* et *Max*)

excès de curtosis = –1,2 (cela s'applique à toutes les entrées de *Min* et *Max*)

La valeur maximum (*Max*) et la valeur minimum (*Min*) sont les paramètres de la distribution.

Entrées requises: Min < Max et peuvent être n'importe quelles valeurs

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Distribution de Weibull (distribution de Rayleigh)

La distribution de Weibull décrit les données résultant de tests de durée de vie et d'endurance. Elle est couramment utilisée pour décrire les temps de panne dans les études de fiabilité, ainsi que la résistance à la rupture des matériaux dans les tests de fiabilité et de contrôle de la qualité. Les distributions de Weibull sont également utilisées pour représenter diverses quantités physiques, telles que la vitesse du vent.

La distribution de Weibull est une famille de distributions pouvant adopter les propriétés de plusieurs autres distributions. Par exemple, selon le paramètre de forme que vous définissez, la distribution de Weibull peut être utilisée pour modéliser les distributions exponentielle et de Rayleigh, entre autres. La distribution de Weibull est très souple. Quand le paramètre de forme de Weibull est égal à 1,0, la distribution de Weibull est identique à la distribution exponentielle. Le paramètre d'emplacement de Weibull vous permet de configurer une distribution exponentielle avec un emplacement de début autre que 0,0. Quand le paramètre de forme est inférieur à 1,0, la distribution de Weibull devient une courbe fortement descendante. Cet effet peut servir à un fabricant pour décrire les pannes des pièces pendant une période de rodage.

Les structures mathématiques pour la distribution de Weibull sont les suivantes:

$$f(x) = \frac{\alpha}{\beta}\left[\frac{x}{\beta}\right]^{\alpha-1} e^{-\left(\frac{x}{\beta}\right)^{\alpha}}$$

$$\text{moyenne } = \beta\,\Gamma(1+\alpha^{-1})$$

$$\text{écart type } = \beta^2\left[\Gamma(1+2\alpha^{-1}) - \Gamma^2(1+\alpha^{-1})\right]$$

$$\text{étalement} = \frac{2\Gamma^3(1+\beta^{-1}) - 3\Gamma(1+\beta^{-1})\Gamma(1+2\beta^{-1}) + \Gamma(1+3\beta^{-1})}{\left[\Gamma(1+2\beta^{-1}) - \Gamma^2(1+\beta^{-1})\right]^{3/2}}$$

excès de curtosis =

$$\frac{-6\Gamma^4(1+\beta^{-1}) + 12\Gamma^2(1+\beta^{-1})\Gamma(1+2\beta^{-1}) - 3\Gamma^2(1+2\beta^{-1}) - 4\Gamma(1+\beta^{-1})\Gamma(1+3\beta^{-1}) + \Gamma(1+4\beta^{-1})}{\left[\Gamma(1+2\beta^{-1}) - \Gamma^2(1+\beta^{-1})\right]^2}$$

La forme (α) et l'échelle d'emplacement central (β) sont les paramètres de la distribution, et Γ est la fonction gamma.

Entrées requises:

Forme alpha ≥ 0,05. Échelle bêta > 0 et peut être n'importe quelle valeur positive

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Distribution multiplicative Weibull et Rayleigh décalée

La distribution Weibull 3 est également appelée distribution de Weibull décalée: la distribution Weibull traditionnelle commence à 0 et ne peut pas prendre de valeurs négatives, mais la distribution Weibull 3 est décalée d'un paramètre d'emplacement de façon à ce que le point de départ soit le nouvel emplacement, qui peut avoir des valeurs positives ou négatives. La distribution de Weibull décrit les données résultant de tests de durée de vie et d'endurance. Elle est couramment utilisée pour décrire les temps de panne dans les études de fiabilité, ainsi que la résistance à la rupture des matériaux dans les tests de fiabilité et de contrôle de la qualité. Les distributions de Weibull sont également utilisées pour représenter diverses quantités physiques, telles que la vitesse du vent. La distribution de Weibull est une famille de distributions pouvant adopter les propriétés de plusieurs autres distributions. Par exemple, selon le paramètre de forme que vous définissez, la distribution de Weibull peut être utilisée pour modéliser les distributions exponentielle et de Rayleigh. entre autres. La distribution de Weibull est très souple. Quand le paramètre de forme de Weibull est égal à 1,0, la distribution de Weibull est identique à la distribution exponentielle. Le paramètre d'échelle d'emplacement central ou bêta de Weibull vous permet de configurer une distribution exponentielle avec un emplacement de début autre que 0,0. Quand le paramètre de forme est inférieur à 1,0, la distribution de Weibull devient une courbe fortement descendante. Cet effet peut servir à un fabricant pour décrire les pannes des pièces pendant une période de rodage. La forme (α) et l'échelle (β) sont les paramètres de la distribution.

Entrées requises:

Forme alpha $\geq 0{,}05$

Échelle d'emplacement central ou bêta > 0 et peut être n'importe quelle valeur positive

L'emplacement peut être n'importe quelle valeur positive ou négative, zéro y compris

Facteur > 0

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3

3. PRÉVISIONS

Une prévision consiste à prévoir le futur, que ce soit basé sur des données historiques ou sur la spéculation au sujet du futur quand aucune histoire n'existe. S'il existe des données historiques, une approche quantitative ou statistique est la mieux adaptée, mais s'il n'existe aucunes données historiques, une approche qualitative ou appréciative est généralement le seul recours. La figure 3.1 répertorie les méthodologies les plus courantes pour les prévisions.

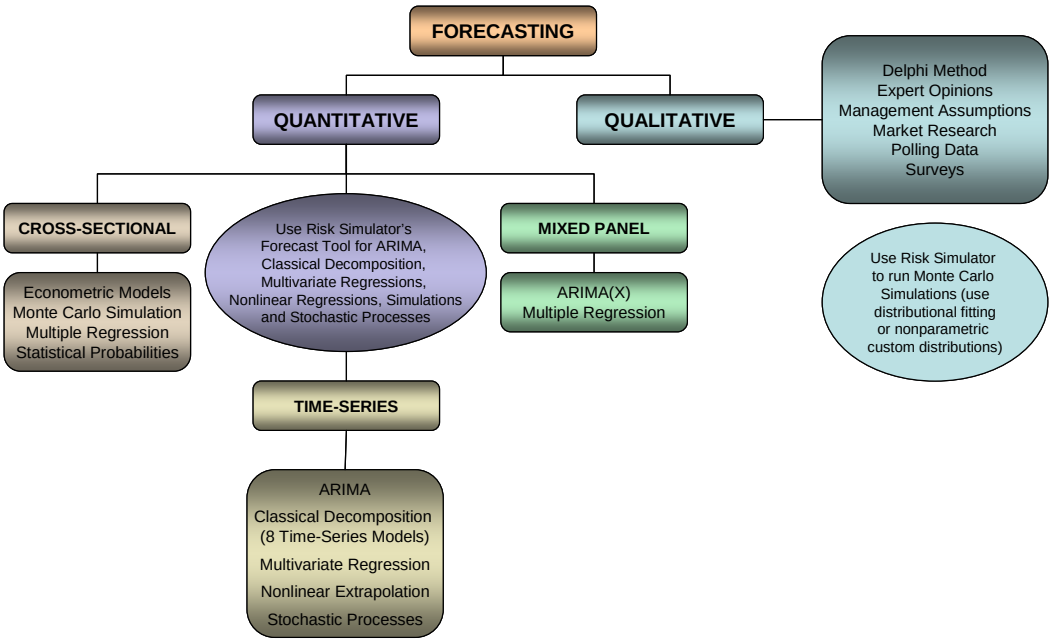


Figure 3.1 – Méthodes de prévision

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.1 Différents types de techniques de prévision

Généralement, on peut diviser les prévisions en prévisions quantitatives et qualitatives. Les prévisions qualitatives sont utilisées quand il n'existe peu ou pas de données historiques, contemporaines ou comparables fiables. Il existe plusieurs méthodes qualitatives comme la méthode Delphi ou l'approche des opinions d'experts (une prévision visant à créer un consensus, par des experts du secteur, des spécialistes du marketing ou des membres du personnel internes), des suppositions de la direction (taux de croissance cibles définis par la direction), ainsi que les études de marché, les données externes ou les enquêtes et sondages (données obtenues par le biais de sources tierces, des indices de l'industrie et du secteur, ou d'études de marché actives). Ces estimations peuvent être des estimations ponctuelles (un consensus moyen) ou un jeu de valeurs de prévisions (une distribution de prévisions). Ce dernier peut être entré dans le *Simulateur de risques* sous la forme d'une distribution personnalisée et les prévisions résultantes peuvent être simulées. C'est-à-dire une simulation non paramétrique utilisant les points de données estimés comme distribution.

Pour les prévisions quantitatives, les données disponibles ou les données devant être prévues peuvent être divisées en données de séries chronologiques (des valeurs contenant un élément temporel, telles que les bénéfices de différentes années, les taux d'inflation, les taux d'intérêt, la part de marché, les taux d'échec, etc.), données transversales (valeurs indépendantes du temps, telles que la moyenne des étudiants au niveau national une année donnée, d'après les niveaux aux tests d'habilité scolaire, le QI et le nombre de boissons alcoolisées consommées par semaine pour chaque étudiant), ou données mixtes (mélange de données de séries chronologiques et de données recueillies au moyen d'un panel, par ex. la prévision des ventes pour les 10 années à venir d'après les dépenses de marketing budgétisées et les projections de part de marché – cela signifie que les données de ventes sont des données de séries chronologiques, mais que des variables exogènes telles que les dépenses de marketing et la part de marché sont présentes pour aider à modéliser les prédictions de la prévision).

Le *Simulateur de risques* fournit plusieurs méthodologies de prévision à l'utilisateur:

1. ARIMA (moyenne mobile intégrée autorégressive)
2. ARIMA automatique
3. Économétrie de base
4. Économétrie automatique
5. Logique floue combinatoire
6. Distributions personnalisées
7. GARCH (hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée)
8. Courbes en J

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

9. Chaînes de Markov
10. Maximum de vraisemblance (Logit, Probit, Tobit)
11. Régression multivariable
12. Réseau neuronal
13. Extrapolation non linéaire
14. Courbes en S
15. Courbes splines
16. Processus stochastiques
17. Analyse de séries chronologiques
18. Courbes de tendances

Les détails analytiques de chaque méthode de prévision ne sont pas couverts par ce manuel. Pour de plus amples détails, consultez *Modeling Risk*, 2ème édition: *Applying Monte Carlo Simulation, Real Options Analysis, Stochastic Forecasting and Portfolio Optimization*, du Dr. Johnathan Mun (Wiley Finance 2010), qui est également le créateur du Simulateur de risques. Néanmoins, les paragraphes suivants illustrent certaines des approches les plus courantes. Toutes les autres approches de prévisions sont relativement faciles à appliquer dans le Simulateur de risques.

Vous trouverez ci-dessous un court résumé de chaque méthodologie et plusieurs exemples destinés à vous aider à commencer à utiliser le logiciel rapidement. Ce chapitre et le chapitre suivant présentent des descriptions plus détaillées et des exemples de modèles de chacune de ces techniques.

ARIMA

La moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA, également appelée ARIMA de Box-Jenkins) est une technique de modélisation économétrique avancée. ARIMA analyse des données de séries chronologiques historiques et effectue des routines d'optimisation d'ajustement rétrospectif pour prendre en compte l'autocorrélation historique (la relation d'une valeur par rapport à une autre valeur dans le temps), la stabilité des données pour corriger les caractéristiques non stationnaires des données, et ce modèle prédictif apprend dans le temps en corrigeant ses erreurs de prévisions. Des connaissances économétriques avancées sont généralement requises pour construire de bons modèles prédictifs à l'aide de cette approche.

ARIMA automatique

Le module ARIMA automatique automatise une partie de la modélisation ARIMA traditionnelle en testant automatiquement plusieurs permutations des spécifications du modèle et renvoie le modèle le mieux adapté. L'exécution de l'ARIMA automatique est similaire aux prévisions ARIMA normales. La différence est que les entrées P, D, Q ne sont plus nécessaires et que différentes combinaisons de ces entrées sont exécutées et comparées automatiquement.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Économétrie de base

L'économétrie fait référence à une branche de l'analytique professionnelle, des techniques de modélisation et de prévision pour modéliser le comportement des prévisions de certaines variables commerciales, économiques, financières, physiques, de fabrication, opérationnelles et autres. L'exécution des modèles d'économétrie de base est similaire à une analyse de régression, sauf que les variables dépendante et indépendantes peuvent être modifiées avant l'exécution d'une régression.

Économétrie automatique de base

Semblable à l'économétrie de base, mais des milliers de variables linéaires, non linéaires, interdépendantes, décalées et mixtes sont automatiquement exécutées sur vos données pour déterminer le modèle économétrique le mieux adapté qui décrit le comportement de la variable dépendante, ce qui est utile pour modéliser les effets des variables et pour prévoir les résultats futurs, sans que l'analyste n'ait besoin d'être un économétricien expert.

Logique floue combinatoire

Le terme de logique floue vient de la théorie des ensembles flous et sert à traiter les raisonnements approximatifs plutôt que précis—par opposition à la « logique conventionnelle », où les ensemble binaires ont une logique binaire, les variables de logique floue peuvent avoir une valeur de vérité qui est comprise entre 0 et 1 et qui n'est pas limitée aux deux valeurs de vérité de la logique propositionnelle classique. Ce schéma de pondération floue est utilisé avec une méthode combinatoire pour produire des résultats de prévisions de séries chronologiques dans le Simulateur de risques

Distributions personnalisées

En utilisant le Simulateur de risques, les opinions des experts peuvent être rassemblées et une distribution personnalisée peut être générée. Cette technique de prévisions est pratique quand le jeu de données est petit ou quand la validité de l'ajustement est mauvaise en cas d'application à une routine d'ajustement distributionnel.

GARCH

Le modèle d'hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée (GARCH) est utilisé pour modéliser les niveaux de volatilité historiques et prévoir les niveaux de volatilité futurs d'une sécurité négociable (par ex. les cours des actions, les prix des ressources, le cours du pétrole, etc.). Le jeu de données doit être une série chronologique de niveaux de prix bruts. GARCH commence par convertir les prix en rendements relatifs, puis exécute une optimisation interne pour ajuster les données historiques à une structure de termes de volatilité de retour à la moyenne, tout en supposant que la volatilité est hétéroscédastique par nature (change dans le temps d'après certaines caractéristiques économétriques). Plusieurs variantes de cette méthodologie sont disponibles dans le Simulateur de risques, notamment EGARCH, EGARCH-T, GARCH-M, GJR-GARCH, GJR-GARCH-T, IGARCH et T-GARCH.

Courbe en J

Une courbe en J ou courbe de croissance exponentielle est une courbe où la croissance de la période suivante dépend du niveau de la période actuelle et où la croissance est exponentielle. Cela signifie que dans le temps, les valeurs augmenteront

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

considérablement, d'une période à l'autre. Ce modèle est généralement utilisé pour les prévisions de croissance biologique et de réactions chimiques dans le temps.

Chaînes de Markov

Une chaîne de Markov existe quand la probabilité d'un état futur dépend d'un état précédent et quand ces états reliés entre eux forment une chaîne qui revient à un niveau d'état stable sur le long terme. Cette approche est généralement utilisée pour prévoir la part de marché de deux concurrents. Les entrées requises sont la probabilité de départ qu'un client dans le premier magasin (le premier état) reviendra dans le même magasin au cours de la prochaine période, par rapport à la probabilité qu'il se rende dans le magasin d'un concurrent dans l'état suivant.

Maximum de vraisemblance, sur Logit, Tobit et Probit

L'estimation de vraisemblance maximale (MLE) est utilisée pour prévoir la probabilité que quelque chose se produise, d'après certaines variables indépendantes. Par exemple, la MLE est utilisée pour prévoir si une ligne de crédit ou de dette sera défaillante d'après les caractéristiques du débiteur (30 ans, célibataire, salaire de $100 000 par an, et dette de carte de crédit totale de $10 000) ; ou la probabilité qu'un patient développe un cancer du poumon s'il s'agit d'un homme entre 50 et 60 ans, fumant 5 paquets de cigarettes par mois, etc. Dans ces circonstances, la variable dépendante est limitée (c.-à-d. limitée à être binaire, 1 et 0 pour défaillance/décès et pas de défaillance/survie, ou limitée à des valeurs entières comme 1, 2, 3, etc.) et le résultat désiré du modèle est de prédire la probabilité qu'un événement se produise. L'analyse de régression traditionnelle ne fonctionne pas dans ces situations (la probabilité prédite est généralement inférieure à 0 ou supérieure à 1, et bon nombre des suppositions de régression requises ne sont pas respectées, comme l'indépendance et la normalité des erreurs, et les erreurs seront relativement importantes).

Régression multivariable

La régression multivariable est utilisée pour modéliser la structure et les caractéristiques de la relation d'une certaine variable dépendante, dépendant d'autres variables exogènes indépendantes. En utilisant la relation modélisée, nous pouvons prévoir les valeurs futures de la variable dépendante. La précision et la validité de l'ajustement pour ce modèle peuvent également être déterminées. Les modèles linéaires et non linéaires peuvent être ajustés dans l'analyse de régression multiple.

Réseau neuronal

Le terme de réseau neuronal est souvent utilisé pour faire référence à un réseau ou circuit de neurones biologiques ou naturels, mais dans son sens moderne, il fait souvent référence à un réseau neuronal artificiel composé de nœuds ou neurones artificiels, recréé dans un environnement logiciel. Cette méthodologie tente d'imiter le cerveau ou les neurones humains, quant à la façon de penser et d'identifier des motifs et, dans notre cas, d'identifier des motifs afin de prévoir des données de séries chronologiques.

Extrapolation non linéaire

La structure sous-jacente des données à prévoir est supposée non linéaire dans le temps. Par exemple, un jeu de données comme 1, 4, 9, 16, 25 est considéré non linéaire (ces

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

points de données proviennent d'une fonction au carré).

Courbes en S

La courbe en S ou courbe de croissance logistique commence comme la courbe en J, avec des taux de croissance exponentiels. Dans le temps, l'environnement devient saturé (par ex. saturation du marché, concurrence, surpopulation), la croissance ralentit et la valeur de prévision finit à un niveau de saturation ou maximum. Ce modèle est généralement utilisé pour prévoir la part de marché ou la croissance des ventes d'un nouveau produit du lancement à la maturité et au déclin, les dynamiques d'une population et autres phénomènes se produisant naturellement.

Courbes splines

Parfois, il manque des valeurs dans un jeu de données chronologiques. Par exemple, les taux d'intérêt pour les années 1 à 3 peuvent exister, suivis des taux pour les années 5 à 8, puis pour l'année 10. Les courbes splines peuvent être utilisées pour interpoler les valeurs des taux d'intérêt des années manquantes d'après les données existantes. Les courbes splines peuvent aussi être utilisées pour prévoir ou extrapoler les valeurs des périodes futures, au-delà de la période des données disponibles. Les données peuvent être linéaires ou non linéaires.

Prévisions par processus stochastiques

Parfois, les variables ne peuvent pas être facilement prédites à l'aide des méthodes traditionnelles. On dit que ces variables sont stochastiques. Néanmoins, la plupart des phénomènes financiers, économiques et naturels (par ex. le mouvement des molécules dans l'air) suivent une relation ou une loi mathématique connue. Bien que les valeurs résultantes soient incertaines, la structure mathématique sous-jacente est connue est peut être simulée à l'aide de la simulation de risques de Monte Carlo. Les processus pris en charge par le Simulateur de risques incluent le trajet aléatoire ou mouvement brownien, le retour à la moyenne, la diffusion par saut et les processus mixtes, utiles pour prévoir les variables de séries chronologiques non stationnaires.

Analyse et décomposition des séries chronologiques

Avec des données de séries chronologiques normales (des exemples typiques sont les bénéfices des ventes et les structures de coûts des grandes entreprises), les valeurs ont tendance à avoir jusqu'à trois éléments: une valeur de référence, une tendance et une saisonnalité. L'analyse de séries chronologiques utilise les données historiques et les décompose en ces trois éléments, puis les recompose en prévisions futures. En d'autres termes, cette méthode de prévision, comme certaines autres que nous avons décrites, commence par effectuer un ajustement rétrospectif (extrapolation rétrospective) des données historiques, avant de fournir des estimations des valeurs futures (prévisions).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.2 Exécuter l'outil de prévision du Simulateur de risques

En général, pour créer des prévisions, plusieurs étapes rapides sont nécessaires:

- Démarrez Excel et entrez ou ouvrez vos données historiques existantes.
- Sélectionnez les données et cliquez sur *Simulation,* puis sélectionnez *Prévisions.*
- Sélectionnez les sections appropriées (ARIMA, régression multivariable, extrapolation non linéaire, processus stochastiques, analyse de séries chronologiques) et saisissez les entrées pertinentes.

La figure 3.2 illustre l'outil de *prévision* et les diverses méthodologies.

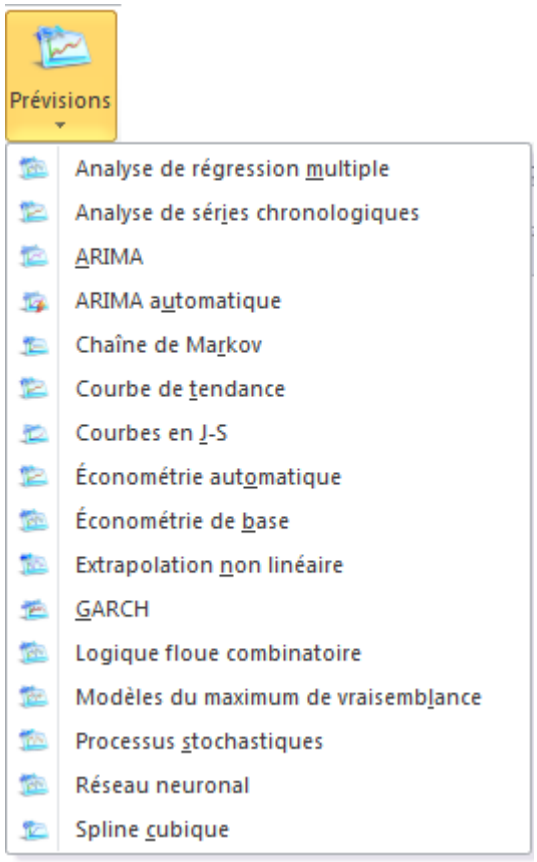


Figure 3.2 – Méthodes de prévision du Simulateur de risques

Vous trouverez ci-dessous un court résumé de chaque méthodologie et plusieurs exemples destinés à vous aider à commencer à utiliser le logiciel rapidement. Vous trouverez l'exemple de fichier dans ***Démarrer | Real Options Valuation | Simulateur de***

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

risques | Exemples ou vous pouvez y accéder directement par le biais de ***Simulateur de risques | Exemples de modèles.***

3.3 Analyse de séries chronologiques

Théorie:

La figure 3.3 répertorie les huit modèles de séries chronologiques les plus courants, organisés en fonction de la saisonnalité et de la tendance. Par exemple, si la variable de données n'a ni tendance ni saisonnalité, alors un modèle de moyenne mobile simple ou un modèle de lissage exponentiel simple suffit. Cependant, s'il y a une saisonnalité mais pas de tendance notable, un modèle additif saisonnier ou multiplicatif saisonnier est mieux approprié, et ainsi de suite.

	No Seasonality	With Seasonality
No Trend	*Single Moving Average*	*Seasonal Additive*
	Single Exponential Smoothing	*Seasonal Multiplicative*
With Trend	*Double Moving Average*	*Holt-Winter's Additive*
	Double Exponential Smoothing	*Holt-Winter's Multiplicative*

Figure 3.3 – Les huit méthodes de séries chronologiques les plus courantes

Procédure:

- Démarrez Excel et ouvrez vos données historiques si nécessaire (l'exemple ci-dessous utilise le fichier ***Time-Series Forecasting (prévisions de séries chronologiques)*** qui se trouve dans le dossier des exemples).
- Sélectionnez les données historiques (les données doivent être dans une seule colonne).
- Sélectionnez Simulateur de risques | Prévisions | Analyse de séries chronologiques.
- Choisissez le modèle à appliquer, saisissez les suppositions pertinentes, puis cliquez sur OK.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Recettes des ventes historiques

Année	Trimestre	Période	Ventes
2006	1	1	$684.20
2006	2	2	$584.10
2006	3	3	$765.40
2006	4	4	$892.30
2007	1	5	$885.40
2007	2	6	$677.00
2007	3	7	$1,006.60
2007	4	8	$1,122.10
2008	1	9	$1,163.40
2008	2	10	$993.20
2008	3	11	$1,312.50
2008	4	12	$1,545.30
2009	1	13	$1,596.20
2009	2	14	$1,260.40
2009	3	15	$1,735.20
2009	4	16	$2,029.70
2010	1	17	$2,107.80
2010	2	18	$1,650.30
2010	3	19	$2,304.40
2010	4	20	$2,639.40

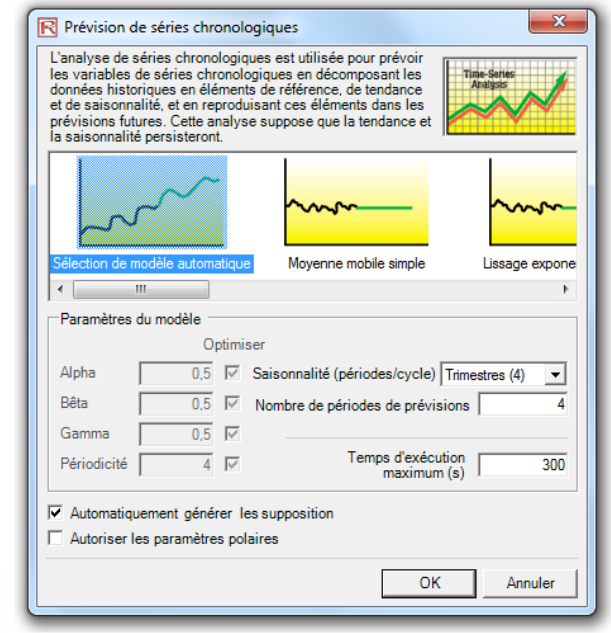


Figure 3.4 – Analyse de séries chronologiques

Interprétation des résultats:

La figure 3.5 illustre les résultats échantillons générés par l'outil de *prévisions*. Le modèle utilisé était un modèle multiplicatif de Holt-Winter. Notez que sur la figure 3.5, le graphique d'ajustement du modèle et de prévision indique que la tendance et la saisonnalité sont bien intégrées par le modèle multiplicatif de Holt-Winters. Le rapport d'analyse de séries chronologiques fournit les paramètres alpha, bêta et gamma optimisés pertinents, les mesures d'erreur, les données ajustées, les valeurs de prévisions et le graphique de prévisions ajustées. Les paramètres sont fournis à titre de référence uniquement. Alpha capture l'effet de mémoire des changements du niveau de référence dans le temps, bêta est le paramètre de tendance qui mesure la force de la tendance, et gamma mesure la force de la saisonnalité des données historiques. L'analyse décompose les données historiques en ces trois éléments, puis les recompose pour prévoir le futur. Les données ajustées illustrent les données historiques et les données ajustées à l'aide du modèle recomposé et montre à quel point les prévisions sont proches dans le passé (une technique appelée extrapolation rétrospective). Les valeurs de prévisions sont soit des estimations à un seul point soit des suppositions (si l'option de génération automatique des suppositions est sélectionnée et si un profil de simulation existe). Le graphique illustre les données historiques, ajustées et de prévisions. Le graphique est un outil visuel et de communication puissant pour voir la qualité du modèle de prévisions.

Remarque:

Ce module d'analyse de séries chronologiques contient les huit modèles de séries chronologiques présentés à la figure 3.3. Vous pouvez choisir le modèle spécifique à exécuter d'après les critères de tendance et de saisonnalité, ou choisir la sélection automatique du modèle, qui itère automatiquement les huit méthodes, optimise les

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

paramètres et trouve le modèle le mieux adapté à vos données. Si vous choisissez l'un des huit modèles, vous pouvez aussi désélectionner les cases à cocher *optimiser* et entrer vos propres paramètres alpha, bêta et gamma. Consultez *Modeling Risk*, 2ème édition*: Applying Monte Carlo Simulation, Real Options Analysis, Forecasting, and Optimization* (Wiley, 2010) du Dr. Johnathan Mun pour de plus amples détails sur les spécifications techniques de ces paramètres. De plus, vous devriez entrer les périodes de saisonnalité pertinentes si vous choisissez la sélection automatique du modèle ou n'importe lequel des modèles saisonniers. L'entrée de saisonnalité doit être un entier positif (par ex. s'il s'agit de données trimestrielles, entrez 4 comme nombre de saisons ou de cycles par année, et s'il s'agit de données mensuelles, entrez 12). Ensuite, entrez le nombre de période pour lesquelles générer les prévisions. Cette valeur doit être un entier positif. Le temps d'exécution maximum est défini sur 300 secondes. En règle générale, il est inutile de le modifier. Cependant, lors de prévisions avec une quantité de données historiques importante, il est possible que l'analyse prenne plus longtemps et, si le temps de traitement dépasse le temps d'exécution défini, le processus sera interrompu. Vous pouvez aussi choisir que les prévisions génèrent automatiquement des suppositions. C'est-à-dire qu'au lieu d'estimations à un seul point, les prévisions seront des suppositions. Enfin, l'option de paramètres polaires vous permet d'optimiser les paramètres alpha, bêta et gamma afin d'inclure zéro et un. Certains logiciels de prévisions autorisent ces paramètres polaires, d'autres non. Le Simulateur de risques vous permet de choisir ceux que vous souhaitez utiliser. En règle générale, il est inutile d'utiliser les paramètres polaires.

Multiplicative de Holt-Winter

Résumé statistique

Alpha, Bêta, Gamma	RMSE	Alpha, Bêta, Gamma	RMSE
0,00, 0,00, 0,00		0,00, 0,00, 0,00	
0,10, 0,10, 0,10		0,10, 0,10, 0,10	
0,20, 0,20, 0,20		0,20, 0,20, 0,20	
0,30, 0,30, 0,30		0,30, 0,30, 0,30	
0,40, 0,40, 0,40		0,40, 0,40, 0,40	
0,50, 0,50, 0,50			

L'analyse a été exécutée avec alpha = X, bêta = X, gamma = X et saisonnalité = X

Résumé d'analyse de séries chronologiques

S'il existe une saisonnalité ET une tendance, des modèles plus avancés sont nécessaires pour décomposer les données et obtenir leurs éléments de base : un niveau de référence (L) pondéré par le paramètre alpha, une composante tendancielle (b) pondérée par le paramètre bêta et une composante saisonnière (S) pondérée par le paramètre gamma. Plusieurs méthodes sont disponibles, mais les deux plus courantes sont les méthodes saisonnières additive et multiplicative de Holt-Winters. Dans le modèle multiplicatif de Holt-Winters, le niveau de référence, la saisonnalité et la tendance sont combinés afin d'obtenir une prévision.

Le test d'ajustement optimal pour la prévision de la moyenne mobile utilise la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE). La RMSE calcule la racine carrée des écarts quadratiques moyens des valeurs ajustées et des points de données réels.

L'erreur quadratique moyenne (MSE) est une mesure des erreurs absolue qui élève les erreurs au carré (la différence entre les données historiques réelles et les données prévisionnelles prévues par le modèle) afin d'empêcher les erreurs positives et négatives de se neutraliser. Cette mesure a également tendance à exagérer les grosses erreurs en leur donnant plus d'importance qu'aux petites erreurs en les élevant au carré, ce qui peut être utile pour la comparaison de différents modèles de séries chronologiques. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est la racine carrée de la MSE et est également la mesure des erreurs la plus populaire ; elle est parfois aussi appelée « fonction quadratique de perte ». La RMSE peut être définie comme la moyenne des valeurs absolues des erreurs de prévision et est extrêmement appropriée quand le coût des erreurs de prévision est proportionnel à la taille absolue de l'erreur de prévision. La RMSE est utilisée comme critère de sélection pour le modèle de séries chronologiques le mieux adapté.

L'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) est une statistique d'erreur relative, mesurée comme un pourcentage d'erreur moyen des points de données historiques. Elle est plus appropriée quand le coût de l'erreur de prévision est plus étroitement lié au pourcentage d'erreur qu'à la taille numérique de l'erreur. Enfin, une mesure connexe est la statistique U de Theil, qui mesure la « naïveté » de la prévision d'un modèle. C'est-à-dire, si la statistique U de Theil est inférieure à 1,0, alors la méthode de prévision utilisée fournit une estimation qui est statiquement meilleure que de deviner.

Période	Réelle	Ajustement de la prévision
1	684.20	
2	584.10	
3	765.40	
4	892.30	
5	885.40	684.20
6	677.00	667.55
7	1006.60	935.45
8	1122.10	1198.09
9	1163.40	1112.48
10	993.20	887.95
11	1312.50	1348.38
12	1545.30	1546.53
13	1596.20	1572.44
14	1260.40	1299.20
15	1735.20	1704.77
16	2029.70	1976.23
17	2107.80	2026.01
18	1650.30	1637.28
19	2304.40	2245.93
20	2639.40	2643.09
Prévision 21		2713.69
Prévision 22		2114.79
Prévision 23		2900.42
Prévision 24		3293.81

Mesures des erreurs	
RMSE	71.8132
MSE	5157.1348
MAD	53.4071
MAPE	4.50%
U de Theil	0.3054

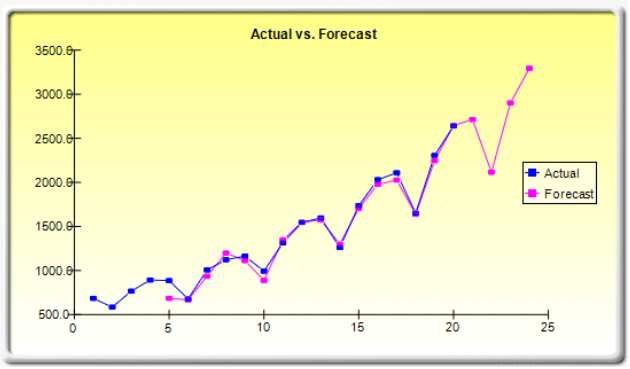


Figure 3.5 – Exemple de rapports de prévisions de Holt-Winter

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.4 Régression multivariable

Théorie:

On suppose que l'utilisateur est suffisamment familier avec les bases fondamentales de l'analyse de régression. L'équation de régression linéaire bidimensionnelle générale a la forme $Y = \beta_0 + \beta_1 X + \varepsilon$, où β_0 est l'interception, β_1 la pente, et ε l'erreur. Il s'agit d'une équation bidimensionnelle car il n'y a que deux variables: *Y* ou variable dépendante, et *X* ou variable indépendante, où *X* est aussi appelé le prédicteur (parfois une régression bidimensionnelle est aussi appelée une régression unidimensionnelle car il y a seulement une seule variable indépendante *X*). La variable dépendante s'appelle ainsi car elle *dépend* de la variable indépendante ; par exemple, les bénéfices des ventes dépendent du montant des coûts de marketing consacrés à la publicité et la promotion d'un produit, faisant des ventes la variable dépendante et des coûts de marketing la variable indépendante. Un exemple de régression bidimensionnelle est simplement vu comme l'insertion de la ligne la mieux ajustée à travers un jeu de points de données dans un plan bidimensionnel comme illustré dans le panneau gauche de la figure 3.6. Dans d'autres cas, une régression multivariable peut être effectuée, quand il y a plusieurs ou un nombre *n* de variables indépendantes *X*, et l'équation de régression générale prend alors la forme $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 ... + \beta_n X_n + \varepsilon$. Dans ce cas, la ligne la mieux ajustée se trouve au sein d'un plan dimensionnel *n + 1*.

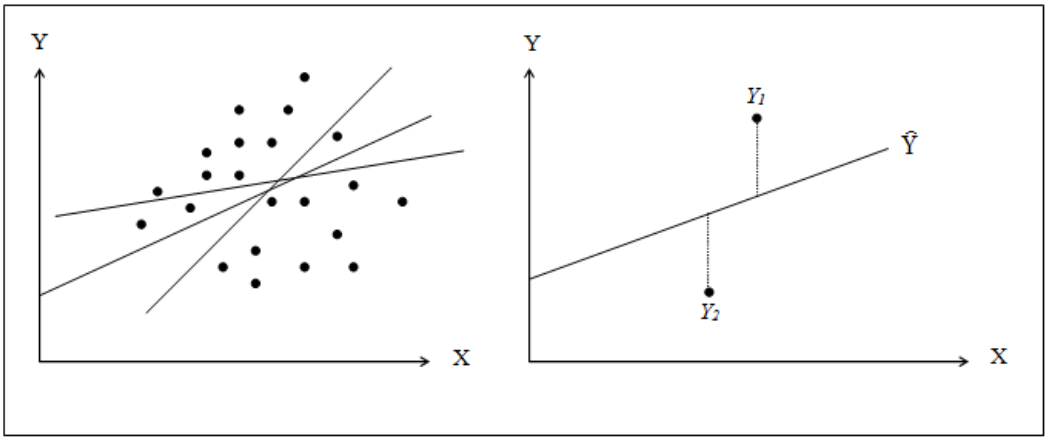


Figure 3.6 – Régression bidimensionnelle (deux variables)

Cependant, l'ajustement d'une ligne à travers un jeu de points de données dans un diagramme de dispersion comme sur la figure 3.6 peut générer de nombreuses lignes possibles. La ligne la mieux ajustée est définie comme la ligne unique qui minimise les erreurs verticales totales, c'est-à-dire la somme des distances absolues entre les points de données réels (Y_i) et la ligne estimée ($\hat{Y}$), comme illustré par le panneau droit de la figure 3.6. Afin de trouver la ligne la mieux ajustée qui minimise les erreurs, une

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

approche plus sophistiquée est nécessaire, c'est-à-dire une analyse de régression. L'analyse de régression trouve donc la ligne la mieux ajustée unique en exigeant que les erreurs totales soient minimisées, ou en calculant

$$Min\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\hat{Y}_i)^2$$

où seulement une ligne unique minimise cette somme des erreurs quadratiques. Les erreurs (distance verticale entre les données réelles et la ligne prédite) sont portées au carré pour éviter que les erreurs négatives ne neutralisent les erreurs positives. La résolution de ce problème de minimisation par rapport à la pente et à l'interception nécessite le calcul d'une première dérivée et leur définition sur zéro:

$$\frac{d}{d\beta_0}\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\hat{Y}_i)^2=0 \text{ et } \frac{d}{d\beta_1}\sum_{i=1}^{n}(Y_i-\hat{Y}_i)^2=0$$

qui produit les équations des moindres carrés de la régression bidimensionnelle:

$$\beta_1=\frac{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})(Y_i-\bar{Y})}{\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2}=\frac{\sum_{i=1}^{n}X_iY_i-\frac{\sum_{i=1}^{n}X_i\sum_{i=1}^{n}Y_i}{n}}{\sum_{i=1}^{n}X_i^2-\frac{\left(\sum_{i=1}^{n}X_i\right)^2}{n}}$$

$$\beta_0=\bar{Y}-\beta_1\bar{X}$$

Pour la régression multivariable, l'analogie est élargie pour prendre en compte plusieurs variables indépendantes, où $Y_i=\beta_1+\beta_2X_{2,i}+\beta_3X_{3,i}+\varepsilon_i$ et les pentes estimées peuvent être calculées avec:

$$\hat{\beta}_2=\frac{\sum Y_iX_{2,i}\sum X_{3,i}^2-\sum Y_iX_{3,i}\sum X_{2,i}X_{3,i}}{\sum X_{2,i}^2\sum X_{3,i}^2-\left(\sum X_{2,i}X_{3,i}\right)^2}$$

$$\hat{\beta}_3=\frac{\sum Y_iX_{3,i}\sum X_{2,i}^2-\sum Y_iX_{2,i}\sum X_{2,i}X_{3,i}}{\sum X_{2,i}^2\sum X_{3,i}^2-\left(\sum X_{2,i}X_{3,i}\right)^2}$$

Lors de l'exécution d'une régression multivariable, il faut configurer et interpréter les résultats avec le plus grand soin. Par exemple, une bonne compréhension de la modélisation économétrique est nécessaire (par ex. l'identification des pièges et problèmes liés à la régression comme les ruptures structurelles, la multicolinéarité,

l'hétéroscédasticité, l'autocorrélation, les tests de spécification, les non linéarités, etc.) avant de pouvoir construire un modèle approprié. Consultez *Modeling Risk*, 2ème édition*: Applying Monte Carlo Simulation, Real Options Analysis, Forecasting, and Optimization* (Wiley, 2010) du Dr. Johnathan Mun, pour une analyse et une discussion plus détaillées de la régression multivariable, ainsi que l'identification des pièges liés à la régression.

Procédure:

- Démarrez Excel et ouvrez vos données historiques si nécessaire (l'illustration ci-dessous utilise le fichier ***Multiple Regression (régression multiple)*** du dossier des exemples).
- Vérifiez que les données sont organisées en colonnes, sélectionnez la totalité de la zone des données, y compris le nom de variable, puis sélectionnez ***Simulateur de risques | Prévisions | Régression multiple.***
- Sélectionnez la variable dépendante, cochez les options pertinentes (décalages, régression par étapes, régression non linéaire, etc.) puis cliquez sur OK.

Interprétation des résultats:

La figure 3.8 illustre un exemple de rapport de résultats d'une régression multivariable. Le rapport est fourni avec tous les résultats de la régression, l'analyse des résultats de variance, le graphique ajusté et les résultats des tests d'hypothèse. Les détails techniques de l'interprétation des résultats ne sont pas couverts par ce manuel. Consultez *Modeling Risk*, 2ème édition*: Applying Monte Carlo Simulation, Real Options Analysis, Forecasting, and Optimization* (Wiley 2010) du Dr. Johnathan Mun, pour une analyse et une discussion plus détaillée de la régression multivariable, ainsi que l'interprétation des rapports de régression.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Régression multi-variables

Y	X1	X2	X3	X4	X5
521	18308	185	4.041	79.6	7.2
367	1148	600	0.55	1	8.5
443	18068	372	3.665	32.3	5.7
365	7729	142	2.351	45.1	7.3
614	100484	432	29.76	190.8	7.5
385	16728	290	3.294	31.8	5
286	14630	346	3.287	678.4	6.7
397	4008	328	0.666	340.8	6.2
764	38927	354	12.938	239.6	7.3
427	22322	266	6.478	111.9	5
153	3711	320	1.108	172.5	2.8
231	3136	197	1.007	12.2	6.1
524	50508	266	11.431	205.6	7.1
328	28886	173	5.544	154.6	5.9
240	16996	190	2.777	49.7	4.6
286	13035	239	2.478	30.3	4.4
285	12973	190	3.685	92.8	7.4
569	16309	241	4.22	96.9	7.1
96	5227	189	1.228	39.8	7.5
498	19235	358	4.781	489.2	5.9
481	44487	315	6.016	767.6	9
468	44213	303	9.295	163.6	9.2
177	23619	228	4.375	55	5.1
198	9106	134	2.573	54.9	8.6
458	24917	189	5.117	74.3	6.6
108	3872	196	0.799	5.5	6.9
246	8945	183	1.578	20.5	2.7
291	2373	417	1.202	10.9	5.5
68	7128	233	1.109	123.7	7.2
311	23624	349	7.73	1042	6.6
606	5242	284	1.515	12.5	6.9
512	92629	499	17.99	381	7.2
426	28795	231	6.629	136.1	5.8
47	4487	143	0.639	9.3	4.1
265	48799	249	10.847	264.9	6.4
370	14067	195	3.146	45.8	6.7
312	12693	288	2.842	29.6	6

Real Options Valuation
www.realoptionsvaluation.com

1. Sélectionnez la zone des données, en-têtes compris (**B5:G55**).
2. Cliquez sur **Simulateur de risques** I **Prévisions** I **Régression multiple**.
3. Sélectionnez la variable dépendante (dans cet exemple, la variable Y) et toutes modifications requises (prédicteurs de décalage, régression non linéaire, régression par étapes), puis cliquez sur **OK**. Consultez le rapport de régression généré pour les résultats de l'analyse.

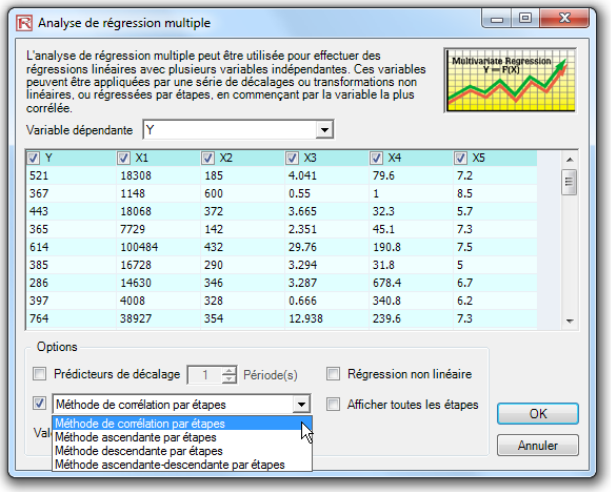


Figure 3.7 – Exécution d'une régression multivariable

Rapport d'analyse de régression

Statistiques de la régression	
Coefficient de détermination multiple	0.3272
Coefficient de détermination multiple ajusté	0.2508
Coefficient de corrélation multiple	0.5720
Erreur type pour la valeur y estimée (SEy)	149.6720
Nombre d'observations	50

Le coefficient de détermination multiple indique que 0,33 de la variation dans la variable dépendante peut être expliquée et justifiée par les variables indépendantes dans cette analyse de régression. Cependant, dans une régression multiple, le coefficient de détermination multiple ajusté prend en compte l'existence de variables indépendantes ou prédicteurs supplémentaires et ajuste la valeur de ce coefficient pour une vue plus précise de la capacité explicative de la régression. Ainsi, seuls 0,25 de la variation dans la variable dépendante peuvent être expliqués par les prédicteurs.

Le coefficient de corrélation multiple mesure la corrélation entre la variable dépendante réelle (Y) et la valeur estimée ou ajustée (Y) d'après l'équation de régression. Cette corrélation est également la racine carrée du coefficient de détermination multiple.

L'erreur type pour la valeur y estimée (SEy) décrit la dispersion des points de données au-dessus et en-dessous de la ligne ou courbe de régression. Cette valeur est utilisée ultérieurement pour calculer l'intervalle de confiance des estimations.

Résultats de la régression

	Interception	X1	X2	X3	X4	X5
Coefficients	57.9555	-0.0035	0.4644	25.2377	-0.0086	16.5579
Erreur type	108.7901	0.0035	0.2535	14.1172	0.1016	14.7996
Statistique T	0.5327	-1.0066	1.8316	1.7877	-0.0843	1.1188
Valeur prédictive	0.5969	0.3197	0.0738	0.0807	0.9332	0.2693
5 % inférieurs	-161.2966	-0.0106	-0.0466	-3.2137	-0.2132	-13.2687
95 % supérieurs	277.2076	0.0036	0.9753	53.6891	0.1961	46.3845

Degrés de liberté		Test d'hypothèse	
Degrés de liberté pour la régression	5	Statistique T critique (99 % de confiance avec dl de X)	2.6923
Degrés de liberté pour le résidu	44	Statistique T critique (95 % de confiance avec dl de X)	2.0154
Degrés de liberté totaux	49	Statistique T critique (90 % de confiance avec dl de X)	1.6802

Les coefficients fournissent l'interception et les pentes estimées de la régression. Par exemple, les coefficients sont des estimations des valeurs réelles de la population b dans l'équation de régression suivante Y = b0 + b1X1 + b2X2 + ... + bnXn. L'erreur type mesure la précision des coefficients prédits et les statistiques T représentent le ratio de chaque coefficient prédit par rapport à son erreur type.

La statistique T est utilisée pour les tests d'hypothèse, où nous définissons l'hypothèse nulle (Ho) comme la moyenne réelle du coefficient = 0 et l'hypothèse alternative (Ha) comme la moyenne réelle du coefficient non égale à 0. Un test T est effectué et la statistique T calculée est comparée aux valeurs critiques aux degrés de liberté pour le résidu pertinents. Le test T est extrêmement important car il effectue les calculs permettant de déterminer si chacun des coefficients est statistiquement significatif en présence des autres prédicteurs. Cela signifie que le test T vérifie statistiquement si un prédicteur ou une variable indépendante doit rester dans la régression ou être abandonné.

Le coefficient est statistiquement significatif si sa statistique T calculée est supérieure à la statistique T critique aux degrés de liberté (dl) pertinents. Les trois principaux niveaux de confiance utilisés pour tester la signification sont 90 %, 95 % et 99 %. Si la statistique T d'un coefficient est supérieure au niveau critique, on considère que ce coefficient est statistiquement significatif. En outre, la valeur prédictive (VP) calcule la probabilité d'occurrence de chaque statistique T, ce qui signifie que plus la valeur prédictive est petite, plus le coefficient est significatif. Les niveaux de signification habituels pour la valeur prédictive sont 0,01, 0,05 et 0,10 et les niveaux de confiance de 99 %, 95 % et 90 % correspondants.

Les coefficients dont la valeur prédictive est mise en surbrillance bleue sont statistiquement significatifs au niveau de confiance de 90 % ou niveau alpha de 0,10 alpha ; ceux dont la valeur est mise en surbrillance rouge ne sont statistiquement significatifs à aucun autre niveau alpha.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Analyse de la variance

	Somme des carrés	Moyenne des carrés	Statistique F	Valeur prédictive	Test d'hypothèse	
Régression	479388.49	95877.70	4.28	0.0029	Statistique T critique (99 % de confiance avec dl de X et Y)	3.4651
Résidu	985675.19	22401.71			Statistique T critique (95 % de confiance avec dl de X et Y)	2.4270
Total	1465063.68				Statistique T critique (90 % de confiance avec dl de X et Y)	1.9828

Le tableau d'analyse de la variance (ANOVA) fournit un test F de la signification statistique globale du modèle de régression. Au lieu d'analyser les prédicteurs individuels comme le test T, le test F analyse les propriétés statistiques de tous les coefficients estimés. La statistique F est calculée comme ratio de la moyenne des carrés de la régression et de la moyenne des carrés du résidu. Le numérateur mesure la proportion de la régression qui est expliquée et le dénominateur la proportion qui est inexpliquée. Ainsi plus la statistique F est grande, plus le modèle est significatif. La valeur prédictive correspondante est calculée pour tester l'hypothèse nulle (Ho) où tous les coefficients sont simultanément égaux à zéro, par opposition à l'hypothèse alternative (Ha) où tous les coefficients sont simultanément différents de zéro, indiquant un modèle de régression global significatif. Si la valeur prédictive est inférieure à la signification alpha de 0,01, 0,05 ou 0,10, la régression est significative. On peut appliquer la même approche à la statistique F en comparant la statistique F calculée aux valeurs F critiques à divers niveaux de signification.

Prévisions

Période	Réelle (Y)	Prévision (P)	Erreur (E)
1	521.0000	299.5124	221.4876
2	367.0000	487.1243	(120.1243)
3	443.0000	353.2789	89.7211
4	365.0000	276.3296	88.6704
5	614.0000	776.1336	(162.1336)
6	385.0000	298.9993	86.0007
7	286.0000	354.8718	(68.8718)
8	397.0000	312.6155	84.3845
9	764.0000	529.7550	234.2450
10	427.0000	347.7034	79.2966
11	153.0000	266.2526	(113.2526)
12	231.0000	264.6375	(33.6375)
13	524.0000	406.8009	117.1991
14	328.0000	272.2226	55.7774
15	240.0000	231.7882	8.2118
16	286.0000	257.8862	28.1138
17	285.0000	314.9521	(29.9521)
18	569.0000	335.3140	233.6860
19	96.0000	282.0356	(186.0356)
20	498.0000	370.2062	127.7938
21	481.0000	340.8742	140.1258
22	468.0000	427.5118	40.4882
23	177.0000	274.5298	(97.5298)
24	198.0000	294.7795	(96.7795)
25	458.0000	295.2180	162.7820
26	108.0000	269.6195	(161.6195)
27	246.0000	195.5955	50.4045

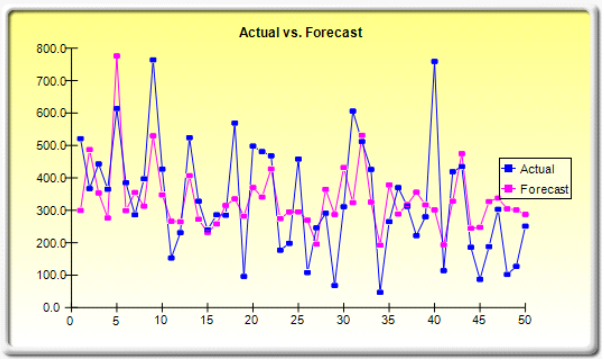


Figure 3.8 – Résultats d'une régression multivariable

3.5 Prévisions stochastiques

Théorie:

Un processus stochastique n'est rien d'autre qu'une équation définie mathématiquement qui peut créer une série de résultats dans le temps, des résultats qui ne sont pas déterministes par nature. C'est-à-dire une équation ou un processus qui ne suit aucune règle évidente simple telle que le prix augmentera de *X* pourcents chaque année ou les bénéfices augmenteront de ce facteur de *X* plus *Y* pourcents. Un processus stochastique est par définition non déterministe, et il est donc possible d'entrer des chiffres dans une équation de processus stochastique et d'obtenir des résultats différents à chaque fois. Par exemple, le chemin du prix d'une action est stochastique par nature, et personne ne peut prédire le chemin de ce prix de façon fiable ni avec la moindre certitude. Cependant, l'évolution du prix dans le temps est enveloppée dans un processus qui génère ces prix. Le processus est fixe et déterminé, mais les résultats ne le sont pas. Ainsi, avec la simulation stochastique, nous créons plusieurs chemins de prix, obtenons un échantillon statistique de ces simulations, et tirons des inférences quant aux chemins potentiels que

le prix réel pourrait suivre d'après la nature et les paramètres du processus stochastique utilisé pour générer les séries chronologiques. Trois processus stochastiques de base sont inclus dans l'outil de prévisions du *Simulateur de risques*, notamment le mouvement brownien géométrique ou trajet aléatoire, qui est le processus le plus courant et le plus utilisé du fait de sa simplicité et de ses applications très larges. Les deux autres processus stochastiques inclus sont le processus de retour à la moyenne et le processus de diffusion par saut.

L'intérêt de la simulation par processus stochastique réside dans le fait que les données historiques ne sont pas nécessairement requises. C'est-à-dire que le modèle n'a à ajuster aucun jeu de données historiques. Il suffit de calculer les rendements attendus et la volatilité des données historiques, de les estimer en utilisant des données externes comparables, ou de faire des suppositions au sujet de ces valeurs. Consultez *Modeling Risk: Applying Monte Carlo Simulation, Real Options Analysis, Forecasting, and Optimization,* 2ème édition (Wiley 2010) du Dr. Johnathan Mun, pour de plus amples détails sur le calcul de chacune de ces entrées (par ex. taux de retour à la moyenne, probabilités de saut, volatilité, etc.).

Procédure:

- Démarrez le module en sélectionnant Simulateur de risques | Prévisions | Processus stochastiques.
- Sélectionnez le processus souhaité, saisissez les entrées requises, cliquez plusieurs fois sur Mettre le graphique à jour pour vérifier que le processus se comporte de la façon attendue, puis cliquez sur OK (figure 3.9).

Interprétation des résultats:

La figure 3.10 montre les résultats d'un exemple de processus stochastique. Le graphique montre un jeu échantillon d'itérations, et le rapport explique les bases des processus stochastiques. En outre, les valeurs de prévisions (moyenne et écart type) pour chaque période sont fournies. En utilisant ces valeurs, vous pouvez décider quelle période est pertinente pour votre analyse et définir les suppositions d'après ces valeurs de moyenne et d'écart type en utilisant la distribution normale. Ces suppositions peuvent alors être simulées dans votre modèle personnalisé.

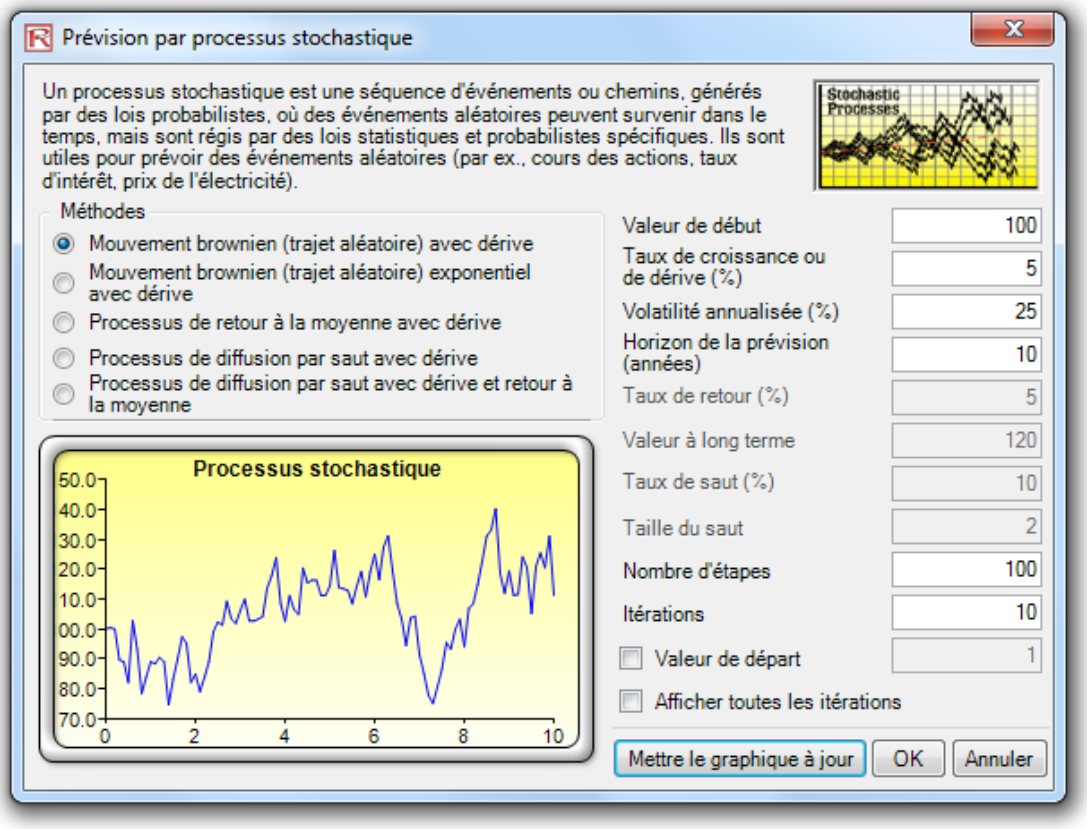


Figure 3.9 – Prévisions par processus stochastiques

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Prévisions par processus stochastique

Résumé statistique

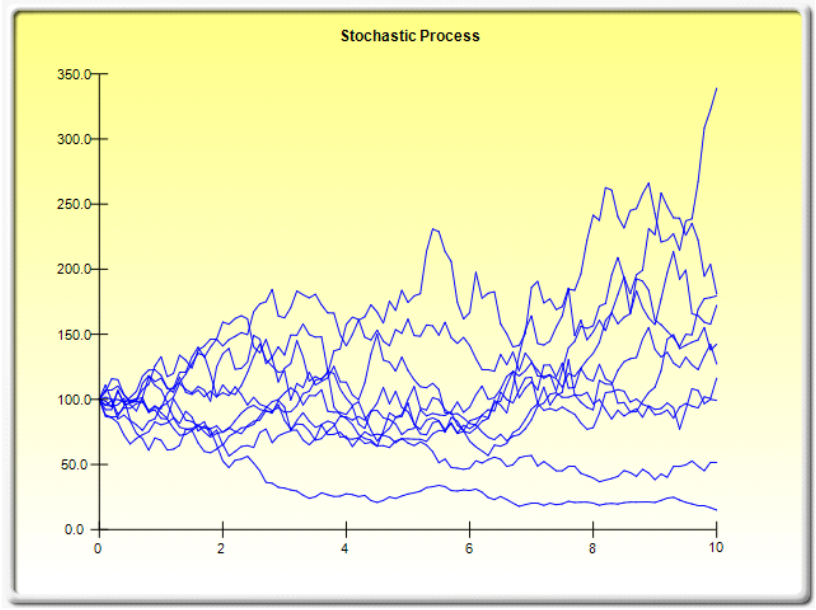
Un processus stochastique est une séquence d'événements ou chemins, générés par des lois probabilistes. Cela signifie que des événements aléatoires peuvent survenir dans le temps, mais qu'ils sont régis par des lois statistiques et probabilistiques spécifiques. Les principaux processus stochastiques incluent le trajet aléatoire ou mouvement brownien, le retour à la moyenne et la diffusion par saut. Ces processus peuvent être utilisés pour prévoir une multitude de variables qui semblent suivre des tendances aléatoires mais sont malgré tout restreintes par les lois probabilistiques.

Le processus de mouvement brownien ou trajet aléatoire peut être utilisé pour prévoir les cours des actions, les prix des produits de base et autres données de séries chronologiques stochastiques avec un taux de dérive ou de croissance et une volatilité autour du chemin de dérive. Le processus de retour à la moyenne peut être utilisé pour réduire les fluctuations du processus de trajet aléatoire en permettant au chemin de cibler la valeur à long terme, la rendant utile pour prévoir les variables de séries chronologiques dotées d'un taux à long terme, comme les taux d'intérêt ou d'inflation (des taux cibles à long terme par les autorités réglementaires ou le marché). Le processus de diffusion par saut est utile pour prévoir les données de séries chronologiques quand la variable présente parfois des sauts ou bonds aléatoires, comme le cours du pétrole ou le prix de l'électricité (des chocs événementiels exogènes discrets peuvent faire flamber ou brutalement chuter les prix). Enfin, ces trois processus stochastiques peuvent être combinés selon vos besoins.

Les résultats sur la droite indiquent la moyenne et l'écart type de toutes les itérations générées à chaque étape temporelle. Si l'option Afficher toutes les itérations est sélectionnée, le chemin de chaque itération sera affiché dans une feuille de calcul différente. Le graphique généré ci-dessous illustre un jeu échantillon de chemins d'itérations.

Processus stochastique : mouvement brownien (trajet aléatoire) avec dérive

Valeur de début	100	Étapes	100.00	Taux de saut	N/A
Taux de dérive	5.00%	Itérations	10.00	Taille de saut	N/A
Volatilité	25.00%	Taux de retour	N/A	Valeur de départ	659215223
Horizon	10	Valeur à long terme	N/A		



Temps	Moyenne	Écart type
0.0000	100.00	0.00
0.1000	97.74	7.57
0.2000	93.54	9.78
0.3000	96.49	12.04
0.4000	100.02	16.14
0.5000	97.19	15.64
0.6000	96.62	13.31
0.7000	94.72	15.42
0.8000	97.16	20.25
0.9000	95.63	21.79
1.0000	93.88	19.69
1.1000	93.11	18.40
1.2000	97.40	20.79
1.3000	95.02	21.42
1.4000	99.15	23.80
1.5000	100.62	29.40
1.6000	102.59	32.83
1.7000	103.39	32.54
1.8000	104.10	35.16
1.9000	103.29	33.80
2.0000	102.40	36.23
2.1000	106.54	40.64
2.2000	106.60	42.32
2.3000	106.34	38.43
2.4000	105.36	39.97
2.5000	110.90	46.33
2.6000	115.29	49.29
2.7000	110.85	50.95
2.8000	113.22	56.68
2.9000	111.44	59.37
3.0000	113.77	60.15
3.1000	111.17	63.59
3.2000	112.12	66.33
3.3000	110.70	66.85
3.4000	118.67	73.95
3.5000	119.08	72.19
3.6000	120.94	72.90
3.7000	121.70	69.38
3.8000	122.92	67.92
3.9000	124.19	71.22
4.0000	126.85	78.15
4.1000	125.36	83.41
4.2000	124.77	81.96
4.3000	124.53	81.08
4.4000	132.16	91.34
4.5000	136.24	94.99
4.6000	138.69	102.64
4.7000	142.38	106.84
4.8000	146.65	115.48
4.9000	151.33	123.91
5.0000	154.81	128.46
5.1000	152.23	124.68
5.2000	157.79	137.31

Figure 3.10 – Résultats des prévisions stochastiques

3.6 Extrapolation non linéaire

Théorie:

L'extrapolation implique la réalisation de projections statistiques en utilisant des tendances historiques qui sont projetées pour une période future spécifiée. Elle est utilisée pour les prévisions de séries chronologiques uniquement. Pour les données transversales ou mixtes (données de séries chronologiques et transversales), la

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

régression multivariable est plus appropriée. Cette méthodologie est utile quand on n'attend pas de changements importants, c'est-à-dire qu'on s'attend à ce que les facteurs déterminants restent constants ou quand les facteurs déterminants d'une situation ne sont pas clairement compris. Elle aide aussi à décourager l'introduction de points de vue personnels dans le processus. L'extrapolation est relativement fiable, relativement simple et peu coûteuse. Cependant, l'extrapolation, qui suppose que les tendances récentes et historiques se poursuivront, produit d'importantes erreurs de prévisions en cas de discontinuités pendant la période de projection. Cela signifie qu'une extrapolation de séries chronologiques pure suppose que tout ce que nous devons savoir se trouve dans les valeurs historiques de la série pour laquelle on effectue la prévision. Si l'on suppose que le comportement passé est un bon prédicteur du comportement futur, l'extrapolation est une méthode attrayante. Cela en fait une approche utile quand on a seulement besoin de nombreuses prévisions à court terme.

Cette méthodologie estime la fonction *f(x)* pour toute valeur *x* arbitraire, en interpolant une courbe non linéaire régulière pour toutes les valeurs *x*, et à partir de cette courbe, extrapole les valeurs *x* futures, au-delà du jeu de données historiques. Cette méthodologie utilise soit la forme fonctionnelle polynomiale ou la forme fonctionnelle rationnelle (un ratio de deux valeurs polynomiales). Généralement, une forme fonctionnelle polynomiale suffit pour les données se comportant normalement, mais les formes fonctionnelles rationnelles sont parfois plus précises (en particulier avec les fonctions polaires, c'est-à-dire les fonctions avec des dénominateurs proches de zéro).

Procédure:

- Démarrez Excel et ouvrez vos données historiques si nécessaire (l'illustration ci-dessous utilise le fichier Nonlinear Extrapolation (extrapolation non linéaire) du dossier d'exemples).
- Sélectionnez les données de séries chronologiques, puis Simulateur de risques | Prévisions | Extrapolation non linéaire.
- Sélectionnez le type d'extrapolation (sélection automatique, fonction polynomiale ou fonction rationnelle), entrez le nombre de périodes de prévisions souhaitées (figure 3.11), puis cliquez sur OK.

Interprétation des résultats:

Le rapport de résultats illustré à la figure 3.12 montre les valeurs de prévisions extrapolées, les mesures d'erreur et la représentation graphique des résultats de l'extrapolation. Les mesures d'erreur devraient être utilisées pour mesurer la validité de la prévision et sont particulièrement importantes pour la comparaison de la qualité de la prévision et de la précision de l'extrapolation par rapport à l'analyse de séries chronologiques.

Remarques:

Quand les données historiques sont régulières et suivent des courbes et motifs non linéaires, l'extrapolation est mieux adaptée que l'analyse de séries chronologiques. Cependant, quand les motifs des données suivent des cycles saisonniers et une tendance, une analyse de séries chronologiques fournira de meilleurs résultats.

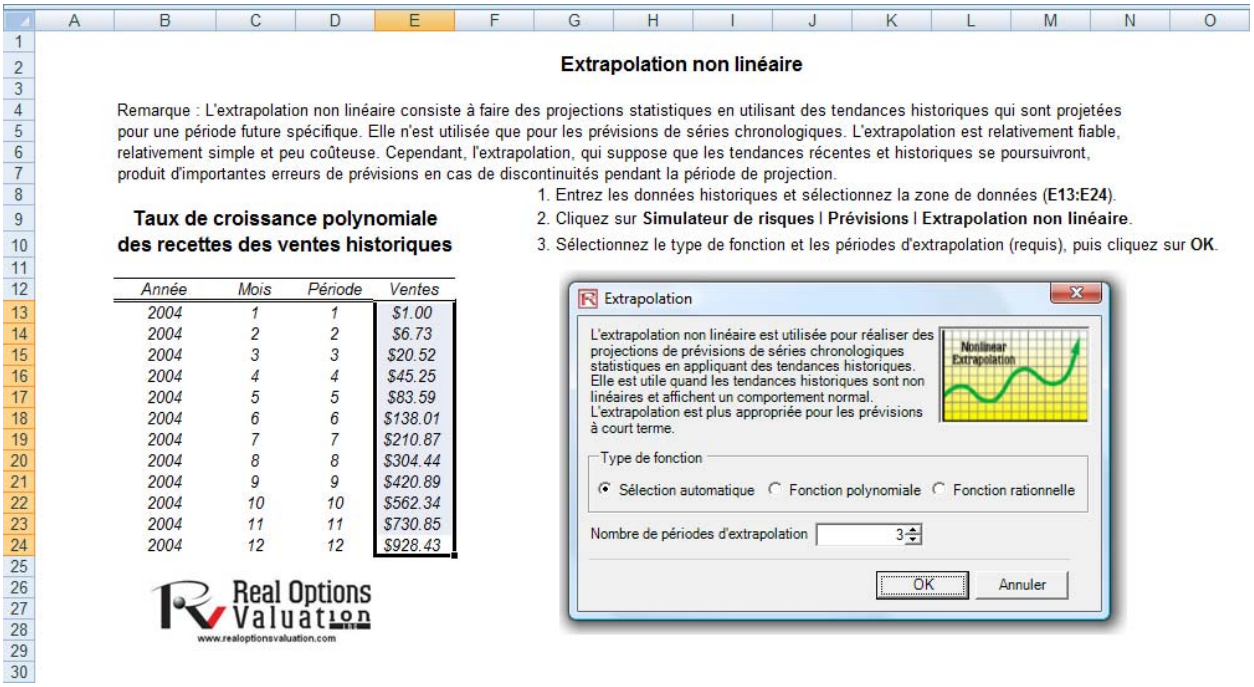


Figure 3.11 – Exécution d'une extrapolation non linéaire

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Extrapolation non linéaire

Résumé statistique

L'extrapolation consiste à faire des projections statistiques en utilisant des tendances historiques qui sont projetées pour une période future spécifique. Elle n'est utilisée que pour les prévisions de séries chronologiques. Pour les données transversales ou les données mixtes (données de séries chronologiques et transversales), la régression multi-variables est plus appropriée. Cette méthodologie est utile quand on n'attend pas de changements majeurs, c'est-à-dire qu'on s'attend à ce que les facteurs déterminants restent constants ou quand les facteurs déterminants d'une situation ne sont pas clairement compris. Elle aide aussi à décourager l'introduction de points de vue personnels dans le processus. L'extrapolation est relativement fiable, relativement simple et peu coûteuse. Cependant, l'extrapolation, qui suppose que les tendances récentes et historiques se poursuivront, produit d'importantes erreurs de prévisions en cas de discontinuités pendant la période de projection. Cela signifie qu'une extrapolation de série chronologique pure suppose que tout ce que nous devons savoir se trouve dans les valeurs historiques de la série pour laquelle on effectue la prévision. Si l'on suppose que le comportement passé est un bon prédicteur du comportement futur, l'extrapolation est une méthode attrayante. Cela en fait une approche utile quand on a seulement besoin de nombreuses prévisions à court terme.

Cette méthodologie estime la fonction f(x) pour toute valeur x arbitraire, en interpolant une courbe non linéaire régulière pour toutes les valeurs x, et à partir de cette courbe, extrapole les valeurs x futures, au-delà du jeu de données historiques. Cette méthodologie utilise soit la forme fonctionnelle polynomiale ou la forme fonctionnelle rationnelle (un ratio de deux valeurs polynomiales). Généralement, une forme fonctionnelle polynomiale suffit pour les données se comportant normalement, mais les formes fonctionnelles rationnelles sont parfois plus précises (en particulier avec les fonctions polaires, c'est-à-dire les fonctions avec des dénominateurs proches de zéro).

Période	Réelle	Ajustement de la prévision
1	1.00	
2	6.73	1.00
3	20.52	-1.42
4	45.25	99.82
5	83.59	55.92
6	138.01	136.71
7	210.87	211.96
8	304.44	304.43
9	420.89	420.89
10	562.34	562.34
11	730.85	730.85
12	928.43	928.43
Prévision 13		1157.03
Prévision 14		1418.57
Prévision 15		1714.95
Prévision 16		2048.00
Prévision 17		2419.55
Prévision 18		2831.39

Mesures des erreurs	
RMSE	19.6799
MSE	387.2974
MAD	10.2095
MAPE	31.56%
U de Theil	1.1210

Type de fonction : automatique

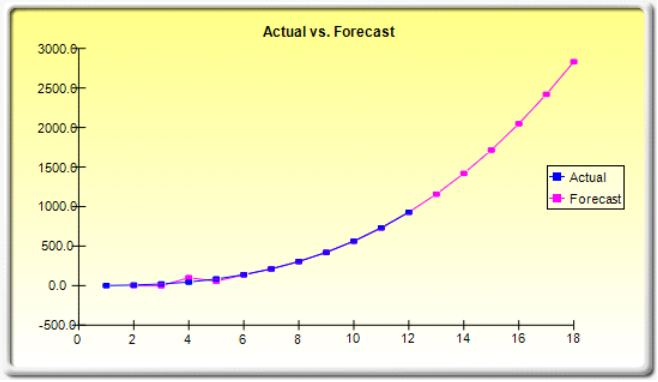


Figure 3.12 – Résultats d'une extrapolation non linéaire

3.7 Analyse de séries chronologiques avancée ARIMA de Box-Jenkins

Théorie:

Un outil de prévisions de séries chronologiques avancé très puissant est l'approche ARIMA ou *moyenne mobile intégrée autorégressive*. Les prévisions ARIMA regroupent trois outils indépendants au sein d'un modèle complet. Le premier segment de l'outil est le terme d'auto-régression ou « AR », qui correspond au nombre de valeurs décalées du résidu dans le modèle de prévisions inconditionnel. Le modèle capture la variation historique des données réelles dans un modèle de prévisions et utilise cette variation ou ce résidu pour créer un meilleur modèle de prévisions. Le deuxième segment de l'outil est le terme d'ordre d'intégration ou « I ». Ce terme d'intégration correspond au nombre de différentiations que subit la série chronologique pour laquelle est effectuée la

prévision. Cet élément prend en compte les taux de croissance non linéaires qui existent dans les données. Le troisième segment de l'outil est le terme de moyenne mobile ou « MA », qui est essentiellement la moyenne mobile des erreurs de prévisions décalées. En incorporant ces erreurs de prévisions décalées, le modèle apprend à partir de ces erreurs de prévisions et les corrige par le biais d'un calcul de moyenne mobile. Le modèle ARIMA suit la méthodologie de Box-Jenkins, avec chaque terme représentant des étapes effectuées dans la construction du modèle jusqu'à ce qu'il ne reste plus que du bruit aléatoire. En outre, la modélisation ARIMA utilise des techniques de corrélation pour générer les prévisions. ARIMA peut servir à modéliser des motifs qui peuvent ne pas être visibles dans les données représentant des observations brutes. De plus, les modèles ARIMA peuvent être mélangés à des variables exogènes, mais il faut s'assurer que les variables exogènes ont suffisamment de points de données pour couvrir le nombre de périodes supplémentaires à prévoir. Enfin, notez que du fait de la complexité des modèles, l'exécution de ce module peut prendre plus longtemps.

Un modèle ARIMA est supérieur à une analyse de séries chronologiques courante et aux régressions multivariable pour de nombreuses raisons. Dans une analyse de séries chronologiques et une régression multivariable, les résidus d'erreur sont souvent corrélés à leurs propres valeurs décalées. Cette corrélation sérielle ne respecte pas la supposition standard de la théorie de la régression comme quoi les perturbations ne sont pas corrélées à d'autres perturbations. Les principaux problèmes liés à la corrélation sérielle sont les suivants:

- L'analyse de régression et l'analyse de séries chronologiques de base ne sont plus efficaces parmi les différents estimateurs linéaires. Cependant, comme les résidus d'erreur peuvent aider à prédire les résidus d'erreur actuels, nous pouvons utiliser ces informations pour former une meilleure prédiction de la variable dépendante en utilisant ARIMA.
- Les erreurs types calculées en utilisant les formules de régression et de séries chronologiques ne sont pas correctes, et sont généralement sous-estimées. De plus si des variables dépendantes décalées sont définies comme prédicteurs, les estimations de régression sont biaisées et incohérentes, mais peuvent être corrigées en utilisant ARIMA.

Les modèles de moyenne mobile intégrée autorégressive ou ARIMA(p,d,q) sont une extension du modèle AR utilisant trois composants pour modéliser la corrélation sérielle dans les données de séries chronologiques. Le premier composant est le terme d'auto-régression (AR). Le modèle AR(p) utilise les décalages p de séries chronologiques dans l'équation. Un modèle AR(p) a la forme: $y_t = a_1 y_{t-1} + ... + a_p y_{t-p} + e_t$. Le deuxième composant est le terme d'ordre d'intégration (d). Chaque ordre d'intégration correspond

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

à la différentiation des séries chronologiques. I(1) signifie différentier les données une fois. I (d) signifie différentier les données d fois. Le troisième composant est le terme de moyenne mobile (MA). Le modèle MA(q) utilise les décalages q des erreurs de prévision pour améliorer la prévision. Un modèle MA(q) a la forme: $y_t = e_t + b_1 e_{t-1} + ... + b_q e_{t-q}$. Enfin, un modèle ARMA(p,q) a la forme combinée: $y_t = a_1 y_{t-1} + ... + a_p y_{t-p} + e_t + b_1 e_{t-1} + ... + b_q e_{t-q}$.

Procédure:

- Démarrez Excel et saisissez vos données ou ouvrez une feuille de calcul existante avec les données historiques pour lesquelles effectuer la prévision (l'illustration ci-dessous utilise l'exemple de fichier ***Time-Series ARIMA (ARIMA de séries chronologiques)***).
- Sélectionnez les données de séries chronologiques et sélectionnez ***Simulateur de risques | Prévisions | ARIMA.***
- Saisissez les paramètres P, D et Q pertinents (entiers positifs uniquement) et le nombre de périodes de prévisions souhaitées, puis cliquez sur ***OK.***

ARIMA et ARIMA automatique – Remarque:

Pour ARIMA et ARIMA automatique, vous pouvez modéliser et prévoir des périodes futures soit en utilisant uniquement la variable dépendante (*Y*), c'est-à-dire la ***variable de séries chronologiques*** seule soit en y ajoutant des variables exogènes supplémentaires (X_1, X_2,…, X_n) comme dans une analyse de régression avec plusieurs variables indépendantes. Si vous utilisez seulement la variable de séries chronologiques (*Y*), vous pouvez exécuter autant de périodes de prévisions que vous le souhaitez. Cependant, si vous ajoutez des variables exogènes (*X*), notez que le nombre de périodes de prévisions est limité au nombre de périodes de données des variables exogènes moins le nombre de périodes de données de la variable de séries chronologiques. Par exemple, vous ne pouvez prévoir que 5 périodes maximum si vous avez des données historiques de séries chronologiques de 100 périodes et seulement si vous avez des variables exogènes de 105 périodes (100 périodes historiques pour la variable de séries chronologiques et 5 périodes futures supplémentaires de variables exogènes indépendantes pour prévoir la variable dépendante de séries chronologiques).

Interprétation des résultats:

Dans l'interprétation des résultats d'un modèle ARIMA, la plupart des spécifications sont identiques à celles de l'analyse de régression multivariable (consultez *Modeling Risk*, 2ème édition du Dr. Johnathan Mun pour de plus amples détails techniques sur l'interprétation des modèles d'analyse de régression multivariable et ARIMA). Il y a cependant plusieurs jeux de résultats supplémentaires, spécifiques à l'analyse ARIMA, comme l'illustre la figure 3.14. Le premier est l'ajout du critère d'information d'Akaike (AIC) et du critère de Schwarz (SC), qui sont souvent utilisés dans la sélection et l'identification de modèles ARIMA. C'est-à-dire que les critères AIC et SC sont utilisés

pour déterminer si un modèle particulier avec un jeu de paramètres p, d et q spécifiques représente un bon ajustement statistique. Le critère SC impose une pénalité plus importante pour les coefficients supplémentaires que le critère AIC, mais en général, c'est le modèle avec les valeurs AIC et SC les plus faibles qui devrait être retenu. Enfin, un jeu de résultats supplémentaires appelés statistiques d'autocorrélation (AC) et d'autocorrélation partielle (PAC) est fourni dans le rapport ARIMA.

Par exemple, si l'autocorrélation AC(1) est différente de zéro, cela signifie que la série est corrélée en série du premier ordre. Si l'autocorrélation AC diminue plus ou moins géométriquement avec des décalages croissants, cela implique que la série suit un processus autorégressif d'ordre faible. Si l'autocorrélation AC tombe à zéro après un petit nombre de décalages, cela implique que la série suit un processus de moyenne mobile d'ordre faible. L'autocorrélation partielle PAC, elle, mesure la corrélation de valeurs distantes de *k* périodes après avoir supprimé la corrélation des décalages interposés. Si le motif d'autocorrélation peut être capturé par une auto-régression d'un ordre inférieur à *k*, alors l'autocorrélation partielle au décalage *k* sera proche de zéro. Les statistiques Q de Ljung-Box et leurs valeurs prédictives au décalage *k* sont également fournies, où l'hypothèse nulle testée est telle qu'il n'y a pas d'autocorrélation jusqu'à l'ordre *k*. Les lignes en pointillés dans les tracés des autocorrélations sont les deux bornes d'erreur type approximatives. Si l'autocorrélation se trouve entre ces bornes, elle n'est pas significativement différente de zéro à un niveau de signification de 5 % environ. Trouver le modèle ARIMA approprié demande de l'entraînement et de l'expérience. Ces critères AC, PAC, SC et AIC sont des outils de diagnostic extrêmement utiles pour aider à identifier le modèle correct.

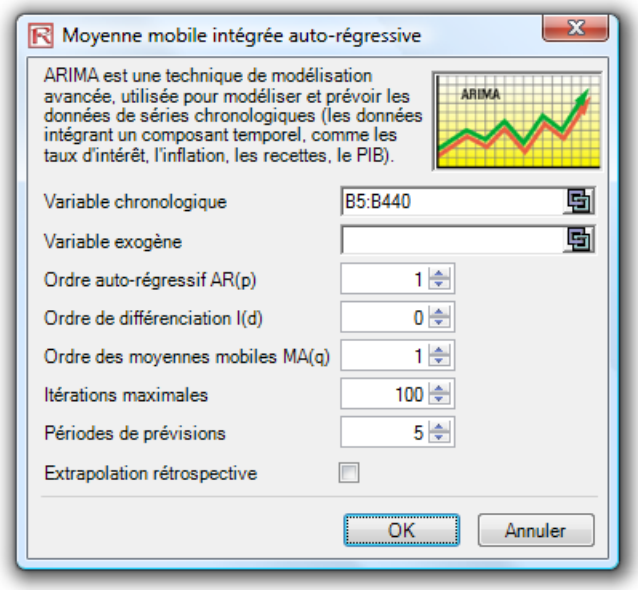


Figure 3.13A Outil de prévision ARIMA de Box Jenkins

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

ARIMA (moyenne mobile intégrée auto-régressive)

Statistiques de la régression			
Coefficient de détermination multiple	0.9999	Critère d'information d'Akaike (AIC)	4.6213
Coefficient de détermination multiple ajusté	0.9999	Critère de Schwarz (SC)	4.6632
Coefficient de corrélation multiple	1.0000	Logarithme du rapport de vraisemblance	-1005.13
Erreur type pour la valeur y estimée (SEy)	297.52	Statistique de Durbin-Watson (DW)	1.8588
Nombre d'observations	435	Nombre d'itérations	5

Les modèles ARIMA ou de moyenne mobile intégrée auto-régressive (p,d,q) sont une extension du modèle d'auto-régression (AR) utilisant trois composantes pour modéliser la corrélation sériale ou propre des données de séries chronologiques. La première composante est le terme d'auto-régression (AR). Le modèle AR(p) utilise les décalages p de la série chronologique dans l'équation. Un modèle AR(p) a la forme suivante : y(t)=a(1)*y(t-1)+...+a(p)*y(t-p)+e(t). La deuxième composante est le terme d'ordre d'intégration (d). Chaque ordre d'intégration correspond à la différenciation de la série chronologique. I(1) signifie que les données sont différenciées une fois. I(d) signifie que les données sont différenciées d fois. La troisième composante est le terme de moyenne mobile (MA). Le modèle MA(q) utilise les décalages q des erreurs de prévisions pour améliorer la prévision. Un modèle MA(q) a la forme suivante : y(t)=e(t)+b(1)*e(t-1)+...+b(q)*e(t-q). Enfin, un modèle ARMA(p,q) a la forme combinée suivante : y(t)=a(1)*y(t-1)+...+a(p)*y(t-p)+e(t)+b(1)*e(t-1)+...+b(q)*e(t-q).

Le coefficient de détermination multiple indique la variation en pourcentage dans la variable dépendante pouvant être expliquée et justifiée par les variables indépendantes dans cette analyse de régression. Cependant, dans une régression multiple, le coefficient de détermination multiple ajusté prend en compte l'existence de variables indépendantes ou prédicteurs supplémentaires et ajuste la valeur de ce coefficient pour une vue plus précise de la capacité explicative de la régression. Mais, dans certaines circonstances de modélisation ARIMA (par ex., dans le cas de modèles non-convergents), le coefficient de détermination multiple n'est pas toujours fiable.

Le coefficient de corrélation multiple mesure la corrélation entre la variable dépendante réelle (Y) et la valeur estimée ou ajustée (Y) d'après l'équation de régression. Cette corrélation est également la racine carrée du coefficient de détermination multiple.

L'erreur type pour la valeur y estimée (SEy) décrit la dispersion des points de données au-dessus et en-dessous de la ligne ou courbe de régression. Cette valeur est utilisée ultérieurement pour calculer l'intervalle de confiance des estimations.

Le critère d'information d'Akaike (AIC) et le critère de Schwarz (SC) sont souvent utilisés dans la sélection de modèles. Le critère de Schwarz (SC) impose une pénalité plus importante pour les coefficients supplémentaires. En règle générale, l'utilisateur devrait sélectionner un modèle avec les valeurs AIC et SC les plus faibles.

La statistique de Durbin-Watson mesure la corrélation sériale dans les résidus. En général, une statistique DW inférieure à 2 implique une corrélation sériale positive.

Résultats de la régression

	Interception	AR(1)	MA(1)
Coefficients	-0.0626	1.0055	0.4936
Erreur type	0.3108	0.0006	0.0420
Statistique T	-0.2013	1691.1373	11.7633
Valeur prédictive (VP)	0.8406	**0.0000**	**0.0000**
5 % inférieurs	0.4498	1.0065	0.5628
95 % supérieurs	-0.5749	1.0046	0.4244

Degrés de liberté		Test d'hypothèse	
Degrés de liberté pour la régression	2	Statistique T critique (99 % de confiance avec dl de X)	2.5873
Degrés de liberté pour le résidu	432	Statistique T critique (95 % de confiance avec dl de X)	1.9655
Degrés de liberté totaux	434	Statistique T critique (90 % de confiance avec dl de X)	1.6484

Les coefficients fournissent l'interception et les pentes estimées de la régression. Par exemple, les coefficients sont des estimations des valeurs réelles de la population b dans l'équation de régression suivante Y = b0 + b1X1 + b2X2 + ... + bnXn. L'erreur type mesure la précision des coefficients prédits et les statistiques T représentent le ratio de chaque coefficient prédit par rapport à son erreur type.

La statistique T est utilisée pour les tests d'hypothèse, où nous définissons l'hypothèse nulle (Ho) comme la moyenne réelle du coefficient = 0 et l'hypothèse alternative (Ha) comme la moyenne réelle du coefficient non égale à 0. Un test T est effectué et la statistique T calculée est comparée aux valeurs critiques aux degrés de liberté pour le résidu pertinents. Le test T est extrêmement important car il effectue les calculs permettant de déterminer si chacun des coefficients est statistiquement significatif en présence des autres prédicteurs. Cela signifie que le test T vérifie statistiquement si un prédicteur ou une variable indépendante doit rester dans la régression ou être abandonné.

Le coefficient est statistiquement significatif si sa statistique T calculée est supérieure à la statistique T critique aux degrés de liberté (dl) pertinents. Les trois principaux niveaux de confiance utilisés pour tester la signification sont 90 %, 95 % et 99 %. Si la statistique T d'un coefficient est supérieure au niveau critique, on considère que ce coefficient est statistiquement significatif. En outre, la valeur prédictive (VP) calcule la probabilité d'occurrence de chaque statistique T, ce qui signifie que plus la valeur prédictive est petite, plus le coefficient est significatif. Les niveaux de signification habituels pour la valeur prédictive sont 0,01, 0,05 et 0,10 et les niveaux de confiance de 99 %, 95 % et 90 % correspondants.

Les coefficients dont la valeur prédictive est mise en surbrillance bleue sont statistiquement significatifs au niveau de confiance de 90 % ou niveau alpha de 0,10 alpha ; ceux dont la valeur est mise en surbrillance rouge ne sont statistiquement significatifs à aucun autre niveau alpha.

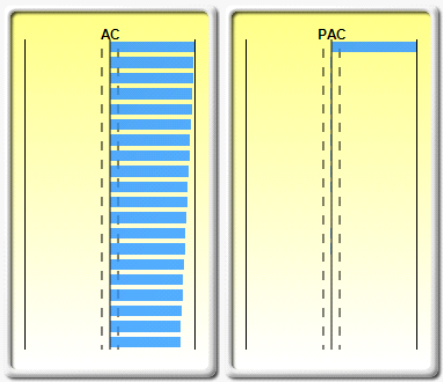
Analyse de la variance

	Somme des carrés	Moyenne des carrés	Statistique F	Valeur prédictive	Test d'hypothèse	
Régression	38415447.53	19207723.76	3171851.1	**0.0000**	Statistique T critique (99 % de confiance avec dl de X et Y)	4.6546
Résidu	2616.05	6.06			Statistique T critique (95 % de confiance avec dl de X et Y)	3.0166
Total	38418063.58				Statistique T critique (90 % de confiance avec dl de X et Y)	2.3149

Le tableau d'analyse de la variance (ANOVA) fournit un test F de la signification statistique globale du modèle de régression. Au lieu d'analyser les prédicteurs individuels comme le test T, le test F analyse les propriétés statistiques de tous les coefficients estimés. La statistique F est calculée comme ratio de la moyenne des carrés de la régression et de la moyenne des carrés du résidu. Le numérateur mesure la proportion de la régression qui est expliquée et le dénominateur la proportion qui est inexpliquée. Ainsi plus la statistique F est grande, plus le modèle est significatif. La valeur prédictive correspondante est calculée pour tester l'hypothèse nulle (Ho) où tous les coefficients sont simultanément égaux à zéro, par opposition à l'hypothèse alternative (Ha) où tous les coefficients sont simultanément différents de zéro, indiquant un modèle de régression global significatif. Si la valeur prédictive est inférieure à la signification alpha de 0,01, 0,05 ou 0,10, la régression est significative. On peut appliquer la même approche à la statistique F en comparant la statistique F calculée aux valeurs F critiques à divers niveaux de signification.

Auto-corrélation

Décalage	AC	PAC	Borne inférieure	orne supérieure	Statistique Q	Prob
1	0.9921	0.9921	(0.0958)	0.0958	431.1216	-
2	0.9841	(0.0105)	(0.0958)	0.0958	856.3037	-
3	0.9760	(0.0109)	(0.0958)	0.0958	1,275.4818	-
4	0.9678	(0.0142)	(0.0958)	0.0958	1,688.5499	-
5	0.9594	(0.0098)	(0.0958)	0.0958	2,095.4625	-
6	0.9509	(0.0113)	(0.0958)	0.0958	2,496.1572	-
7	0.9423	(0.0124)	(0.0958)	0.0958	2,890.5594	-
8	0.9336	(0.0147)	(0.0958)	0.0958	3,278.5669	-
9	0.9247	(0.0121)	(0.0958)	0.0958	3,660.1152	-
10	0.9156	(0.0139)	(0.0958)	0.0958	4,035.1192	-
11	0.9066	(0.0049)	(0.0958)	0.0958	4,403.6117	-
12	0.8975	(0.0068)	(0.0958)	0.0958	4,765.6032	-
13	0.8883	(0.0097)	(0.0958)	0.0958	5,121.0697	-
14	0.8791	(0.0087)	(0.0958)	0.0958	5,470.0032	-
15	0.8698	(0.0064)	(0.0958)	0.0958	5,812.4256	-
16	0.8605	(0.0056)	(0.0958)	0.0958	6,148.3694	-
17	0.8512	(0.0062)	(0.0958)	0.0958	6,477.8620	-
18	0.8419	(0.0038)	(0.0958)	0.0958	6,800.9622	-
19	0.8326	(0.0003)	(0.0958)	0.0958	7,117.7709	-
20	0.8235	0.0002	(0.0958)	0.0958	7,428.3952	-



Si l'auto-corrélation AC(1) n'est pas égale à zéro, cela signifie que la série est liée au premier ordre. Si AC(k) diminue plus ou moins géométriquement avec l'augmentation du décalage, cela implique que la série suit un processus auto-régressif d'ordre inférieur. Si AC(k) tombe à zéro après un petit nombre de décalages, cela implique que la série suit un processus de moyenne mobile d'ordre inférieur. La corrélation partielle PAC(k) mesure la corrélation des valeurs espacées de k périodes après avoir supprimé la corrélation des décalages intermédiaires. S'il est possible de capturer le motif d'auto-corrélation par le biais d'une auto-régression d'ordre inférieur à k, alors l'auto-corrélation partielle (PAC) au décalage k sera proche de zéro. Les statistiques Q de Ljung-Box et leurs valeurs prédictives au décalage k ont pour hypothèse nulle qu'il n'y a aucune auto-corrélation jusqu'à l'ordre k. Les lignes pointillées dans les tracés des auto-corrélations sont les deux bornes d'erreurs standards approximatives. Si l'auto-corrélation est entre ces bornes, elle n'est pas significativement différente de zéro à un niveau de signification de 5 % (approximativement).

Prévisions

Période	Réelle (Y)	Prévision (P)	Erreur (E)
2	139.4000	139.6056	(0.2056)
3	139.7000	140.0069	(0.3069)
4	139.7000	140.2586	(0.5586)
5	140.7000	140.1343	0.5657
6	141.2000	141.6948	(0.4948)
7	141.7000	141.6741	0.0259
8	141.9000	142.4339	(0.5339)
9	141.0000	142.3587	(1.3587)
10	140.5000	141.0466	(0.5466)
11	140.4000	140.9447	(0.5447)
12	140.0000	140.8451	(0.8451)
13	140.0000	140.2946	(0.2946)
14	139.9000	140.5663	(0.6663)
15	139.8000	140.2823	(0.4823)
16	139.6000	140.2726	(0.6726)
17	139.6000	139.9775	(0.3775)
18	139.6000	140.1232	(0.5231)
19	140.2000	140.0513	0.1487
20	141.3000	140.9862	0.3138
21	141.2000	142.1738	(0.9738)
22	140.9000	141.4377	(0.5377)
23	140.9000	141.3513	(0.4513)
24	140.7000	141.3939	(0.6939)
25	141.1000	141.0731	0.0270
26	141.6000	141.8311	(0.2311)
27	141.9000	142.2065	(0.3065)
28	142.1000	142.4709	(0.3709)
29	142.7000	142.6402	0.0598
30	142.9000	143.4561	(0.5561)
31	142.9000	143.3532	(0.4532)
32	143.5000	143.4040	0.0960
33	143.8000	144.2784	(0.4784)
34	144.1000	144.2966	(0.1966)
35	144.8000	144.7374	0.0626
36	145.2000	145.5692	(0.3692)
37	145.2000	145.7582	(0.5582)
38	145.7000	145.6649	0.0351
39	146.0000	146.4605	(0.4605)
40	146.4000	146.5176	(0.1176)
41	146.8000	147.0891	(0.2891)
42	146.6000	147.4066	(0.8066)
43	146.5000	146.9501	(0.4501)
44	146.6000	147.0255	(0.4255)
45	146.3000	147.1382	(0.8382)
46	146.7000	146.6328	0.0672

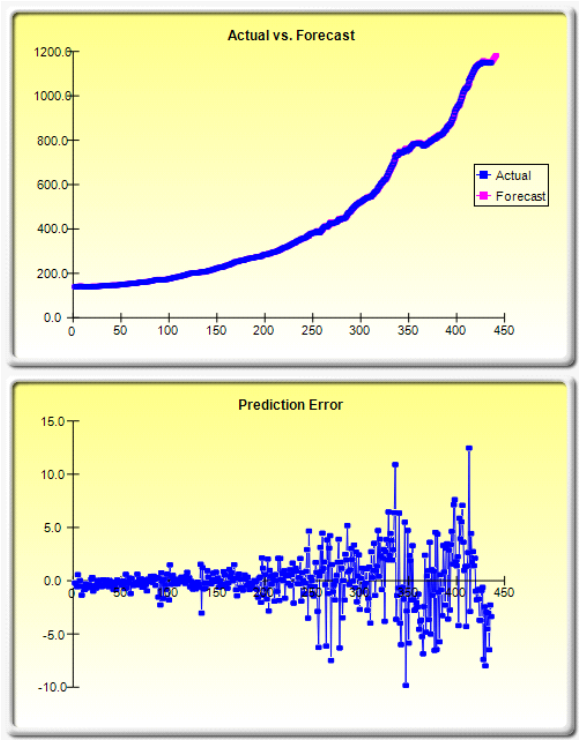


Figure 3.13B Rapport de prévisions ARIMA de Box Jenkins

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.8 ARIMA automatique (analyse de séries chronologiques avancée ARIMA de Box-Jenkins)

Théorie:

Cet outil fournit des analyses identiques à celles du module ARIMA, à la différence que le module ARIMA automatique automatise une partie de la modélisation ARIMA traditionnelle en testant automatiquement plusieurs permutations des spécifications du modèle et renvoie le modèle le mieux adapté. L'exécution de l'ARIMA automatique est similaire aux prévisions ARIMA normales. La différence est que les entrées P, D, Q ne sont plus nécessaires et que différentes combinaisons de ces entrées sont exécutées et comparées automatiquement.

Procédure:

- Démarrez Excel et saisissez vos données ou ouvrez une feuille de calcul existante avec les données historiques pour lesquelles effectuer la prévision (l'illustration à la figure 3.14 utilise l'exemple de fichier ***Advanced Forecasting Models (modèles de prévisions avancés)*** du menu ***Exemples*** du Simulateur de risques).
- Dans la feuille de calcul ***ARIMA automatique***, sélectionnez ***Simulateur de risques | Prévisions | ARIMA automatique.*** Vous pouvez aussi accéder à cette méthode par le biais du ruban d'icônes Prévisions, ou en cliquant n'importe où dans le modèle avec le bouton droit de la souris et en sélectionnant le menu de raccourci des prévisions.
- Cliquez sur l'icône de lien et créez le lien avec les données de séries chronologiques existantes, entrez le nombre de périodes de prévisions souhaitées, puis cliquez sur ***OK.***

ARIMA et ARIMA automatique – Remarque:

Pour ARIMA et ARIMA automatique, vous pouvez modéliser et prévoir des périodes futures soit en utilisant uniquement la variable dépendante (*Y*), c'est-à-dire la ***variable de séries chronologiques*** seule soit en y ajoutant des variables exogènes supplémentaires (X_1, X_2,…, X_n) comme dans une analyse de régression avec plusieurs variables indépendantes. Si vous utilisez seulement la variable de séries chronologiques (*Y*), vous pouvez exécuter autant de périodes de prévisions que vous le souhaitez. Cependant, si vous ajoutez des variables exogènes (*X*), notez que le nombre de périodes de prévisions est limité au nombre de périodes de données des variables exogènes moins le nombre de périodes de données de la variable de séries chronologiques. Par exemple, vous ne pouvez prévoir que 5 périodes maximum si vous avez des données historiques de séries chronologiques de 100 périodes et seulement si vous avez des variables exogènes de 105 périodes (100 périodes historiques pour la variable de séries chronologiques et 5 périodes futures supplémentaires de variables exogènes indépendantes pour prévoir la variable dépendante de séries chronologiques).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

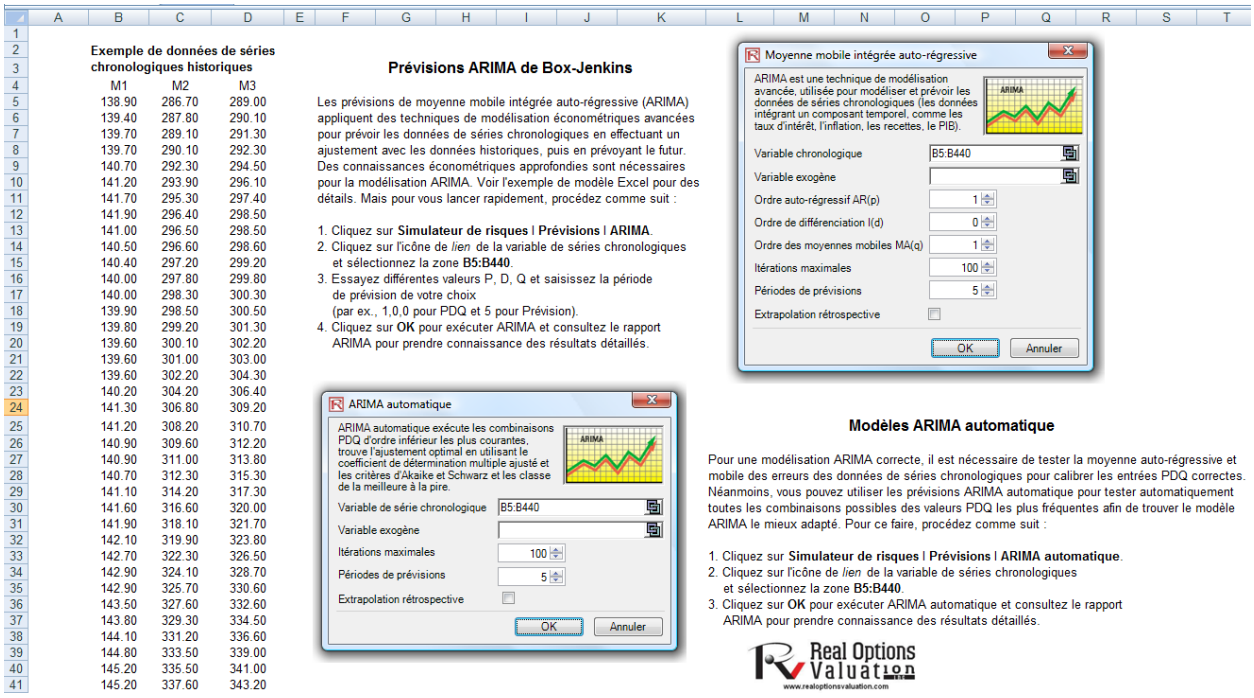


Figure 3.14 Module ARIMA automatique

3.9 Économétrie de base

Théorie:

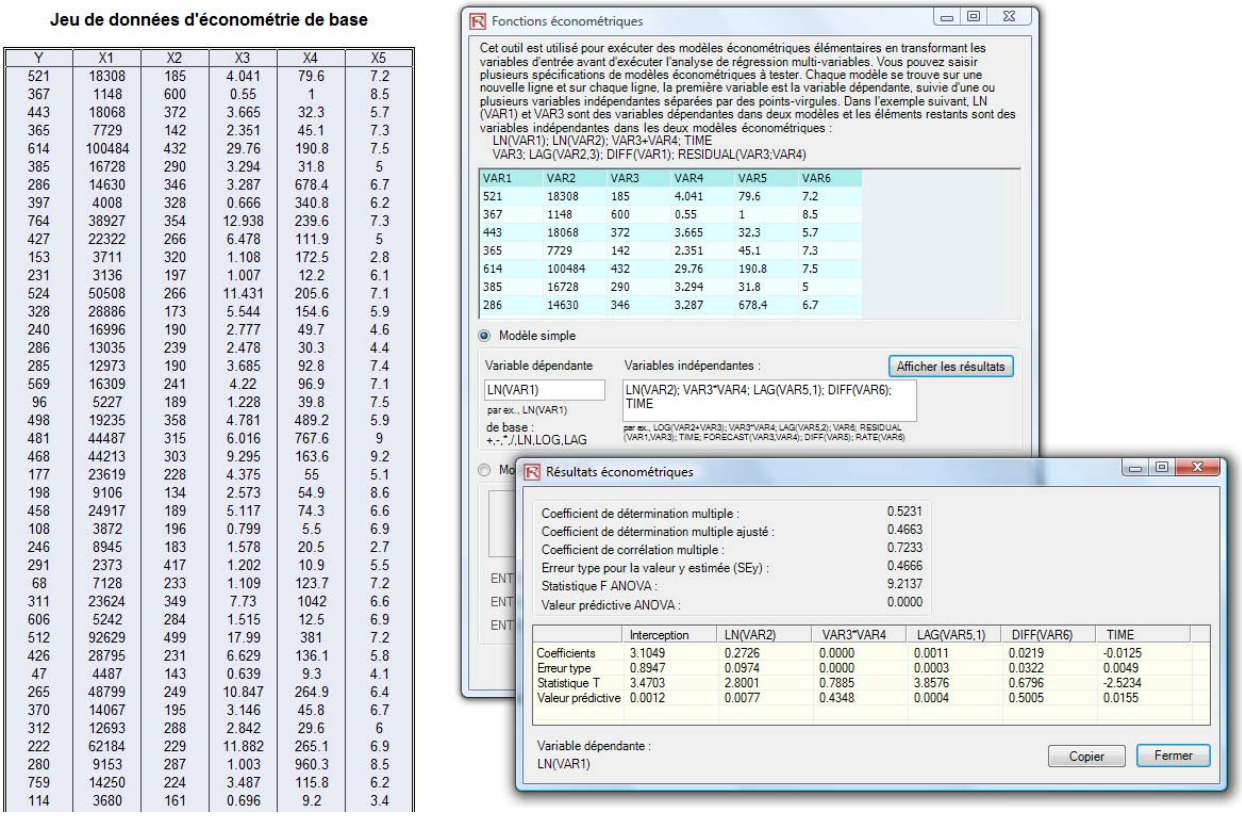
L'économétrie fait référence à une branche de l'analytique professionnelle, des techniques de modélisation et de prévisions pour modéliser le comportement des prévisions de certaines variables commerciales et économiques. L'exécution des modèles d'économétrie de base est similaire à une analyse de régression, sauf que les variables dépendante et indépendantes peuvent être modifiées avant l'exécution d'une régression. Le rapport généré est le même que celui illustré précédemment dans la section Régression multiple et l'interprétation est identique à celle décrite précédemment.

Procédure:

- Démarrez Excel et saisissez vos données ou ouvrez une feuille de calcul existante avec les données historiques pour lesquelles effectuer la prévision (l'illustration à la figure 3.15 utilise l'exemple de fichier ***Advanced Forecasting Models (modèles de prévisions avancés)*** du menu ***Exemples*** du Simulateur de risques).
- Sélectionnez les données dans la feuille de calcul Économétrie de base, puis Simulateur de risques | Prévisions | Économétrie de base.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

- Saisissez les variables dépendante et indépendantes souhaitées (consultez la figure 3.15 pour des exemples) et cliquez sur ***OK*** pour exécuter le modèle et le rapport, ou cliquez sur ***Afficher les résultats*** pour consulter les résultats avant de générer le rapport au cas où vous deviez modifier le modèle.



Jeu de données d'économétrie de base

Y	X1	X2	X3	X4	X5
521	18308	185	4.041	79.6	7.2
367	1148	600	0.55	1	8.5
443	18068	372	3.665	32.3	5.7
365	7729	142	2.351	45.1	7.3
614	100484	432	29.76	190.8	7.5
385	16728	290	3.294	31.8	5
286	14630	346	3.287	678.4	6.7
397	4008	328	0.666	340.8	6.2
764	38927	354	12.938	239.6	7.3
427	22322	266	6.478	111.9	5
153	3711	320	1.108	172.5	2.8
231	3136	197	1.007	12.2	6.1
524	50508	266	11.431	205.6	7.1
328	28886	173	5.544	154.6	5.9
240	16996	190	2.777	49.7	4.6
286	13035	239	2.478	30.3	4.4
285	12973	190	3.685	92.8	7.4
569	16309	241	4.22	96.9	7.1
96	5227	189	1.228	39.8	7.5
498	19235	358	4.781	489.2	5.9
481	44487	315	6.016	767.6	9
468	44213	303	9.295	163.6	9.2
177	23619	228	4.375	55	5.1
198	9106	134	2.573	54.9	8.6
458	24917	189	5.117	74.3	6.6
108	3872	196	0.799	5.5	6.9
246	8945	183	1.578	20.5	2.7
291	2373	417	1.202	10.9	5.5
68	7128	233	1.109	123.7	7.2
311	23624	349	7.73	1042	6.6
606	5242	284	1.515	12.5	6.9
512	92629	499	17.99	381	7.2
426	28795	231	6.629	136.1	5.8
47	4487	143	0.639	9.3	4.1
265	48799	249	10.847	264.9	6.4
370	14067	195	3.146	45.8	6.7
312	12693	288	2.842	29.6	6
222	62184	229	11.882	265.1	6.9
280	9153	287	1.003	960.3	8.5
759	14250	224	3.487	115.8	6.2
114	3680	161	0.696	9.2	3.4

Figure 3.15 Module Économétrie de base

Remarques:

- Consultez le chapitre 9 pour des détails au sujet de l'interprétation des sorties de la régression et, par extension, des sorties d'une analyse d'économétrie de base.
- Pour exécuter un modèle économétrique, sélectionnez les données (B5:G55), en-têtes compris, et cliquez sur ***Simulateur de risques*** | ***Prévisions*** | ***Économétrie de base***. Vous pouvez alors saisir les variables et leurs modifications pour les variables dépendante et indépendantes (figure 8.15). Notez que vous ne pouvez avoir qu'une seule variable dépendante (*Y*), mais plusieurs variables indépendantes (*X*) séparées par un demi-point (;) et que des fonctions mathématiques de base peuvent être utilisées (par ex. LN, LOG, LAG, +, -, /, *, TIME, RESIDUAL, DIFF). Cliquez sur ***Afficher les résultats***

pour consulter un aperçu du modèle calculé, puis cliquez sur ***OK*** pour générer le rapport du modèle économétrique.

- Vous pouvez aussi générer automatiquement plusieurs modèles en entrant un exemple de modèle et en utilisant la variable ***INTEGER(N)*** prédéfinie, ainsi qu'en ***décalant les données*** vers le haut ou le bas d'un nombre de lignes spécifique plusieurs fois d'affilée. Par exemple, si vous utilisez la variable *LAG(VAR1, INTEGER1)* et définissez *INTEGER1* entre *MIN* = 1 et *MAX* = 3, alors les trois modèles suivants s'exécutent: *LAG(VAR1,1)*, puis *LAG(VAR1,2)*, et enfin *LAG(VAR1,3)*. De plus, vous devriez peut-être parfois tester si les données de séries chronologiques ont des décalages structurels ou si le comportement du modèle est cohérent dans le temps, en décalant les données et exécutant le même modèle. Par exemple, si vous avez 100 mois de données dans l'ordre chronologique, vous pouvez les décaler de 3 mois vers le bas à fois, 10 fois (c.-à-d. le modèle s'exécute sur les mois 1-100, 4-100, 7-100, etc.). Grâce à cette section ***Modèles multiples*** de l'économétrie de base, vous pouvez exécuter des centaines de modèles en entrant une seule équation de modèle si vous utilisez ces méthodes de décalages et ces variables entières prédéfinies.

3.10 Prévisions de courbes en J-S

Théorie:

Une courbe en J ou courbe de croissance exponentielle est une courbe où la croissance de la période suivante dépend du niveau de la période actuelle et où la croissance est exponentielle. Cela signifie que dans le temps, les valeurs augmenteront considérablement, d'une période à l'autre. Ce modèle est généralement utilisé pour les prévisions de croissance biologique et de réactions chimiques dans le temps.

Procédure:

- Démarrez Excel et sélectionnez Simulateur de risques | Prévisions | Courbes en JS.
- Sélectionnez le type de courbe (J ou S), saisissez les suppositions d'entrée requises (voir les figures 3.16 et 3.17 pour des exemples) et cliquez sur ***OK*** pour exécuter le modèle et le rapport.

La courbe en S ou courbe de croissance logistique commence comme la courbe en J, avec des taux de croissance exponentiels. Dans le temps, l'environnement devient saturé (par ex. saturation du marché, concurrence, surpopulation), la croissance ralentit et la valeur de prévision finit à un niveau de saturation ou maximum. Ce modèle est généralement utilisé pour prévoir la part de marché ou la croissance des ventes d'un nouveau produit du lancement à la maturité et au déclin, les dynamiques d'une population, la croissance des cultures bactériologiques et autres variables se produisant naturellement. La figure 3.17 illustre un exemple de courbe en S.

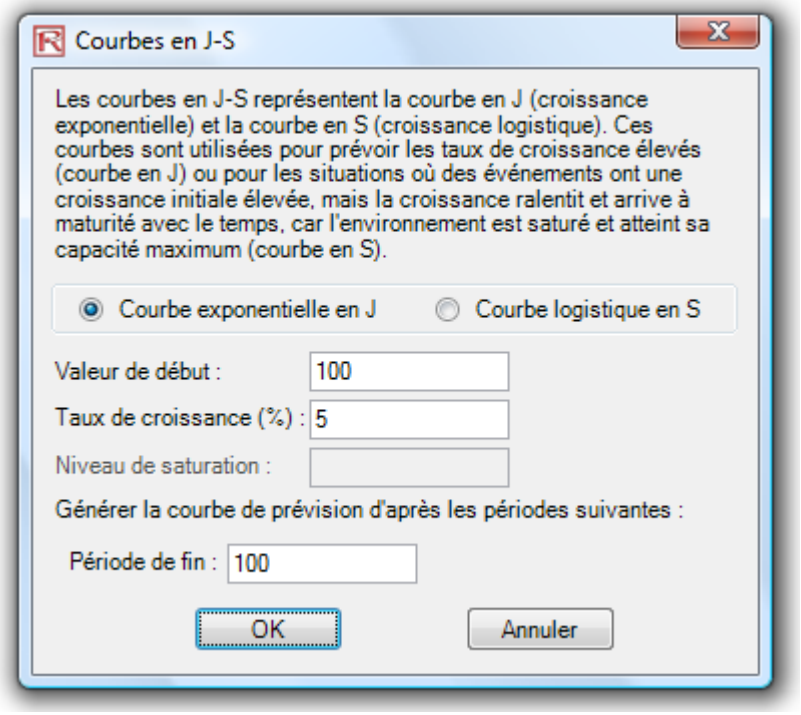
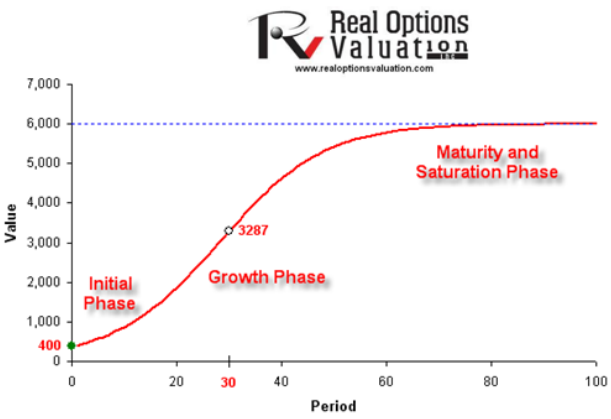


Figure 3.16 Prévision de courbe en J

Courbe logistique en S

Une fonction ou courbe logistique modélise la courbe de croissance en S d'une variable X. L'étape de croissance initiale est plus ou moins exponentielle ; puis, la concurrence se développant, la croissance ralentit, et à maturité, la croissance s'arrête. Ces fonctions ont des applications dans de nombreux domaines, de la biologie à l'économie. Par exemple, dans le développement d'un embryon, un ovule fertilisé se sépare et le nombre de cellules croît : 1, 2, 4, 8, 16, 32, 64, etc. Il s'agit d'une croissance exponentielle. Mais le fœtus ne peut pas grandir plus que la taille de l'utérus et ainsi d'autres facteurs commencent à ralentir la croissance du nombre de cellules et le taux de croissance ralentit (mais le bébé continue de grandir, bien sûr). Après une période appropriée, l'enfant naît et poursuit sa croissance. Finalement, le nombre de cellules est stable, la taille de l'individu est constante : à maturité, la croissance s'est arrêtée. Les mêmes principes peuvent être appliqués à la croissance d'une population animale ou humaine et à la pénétration du marché et aux recettes d'un produit, avec un pic initial de la pénétration du marché ; mais avec le temps, la croissance ralentit du fait de la concurrence et le taux de croissance du marché baisse et arrive à maturité.



1. Cliquez sur **Simulateur de risques** | **Prévisions** | **Courbes en J-S**.
2. Saisissez les entrées requises (voir exemple ci-dessous).
3. Cliquez sur **OK** et consultez le rapport de prévision.

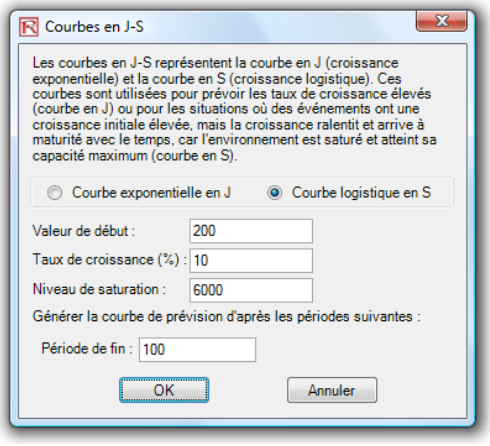


Figure 3.17 Prévision de courbe en S

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.11 Prévisions de volatilité GARCH

Théorie:

Le modèle d'hétéroscédasticité conditionnelle autorégressive généralisée (GARCH) est utilisé pour modéliser les niveaux de volatilité historiques et prévoir les niveaux de volatilité futures d'une sécurité négociable (par ex. les cours des actions, les prix des ressources, le cours du pétrole, etc.). Le jeu de données doit être une série chronologique de niveaux de prix bruts. GARCH commence par convertir les prix en rendements relatifs, puis exécute une optimisation interne pour ajuster les données historiques à une structure de termes de volatilité de retour à la moyenne, tout en supposant que la volatilité est hétéroscédastique par nature (change dans le temps d'après certaines caractéristiques économétriques). Les spécifications théoriques du modèle GARCH ne sont pas couvertes par ce manuel. Pour de plus amples détails sur les modèles GARCH, consultez « Advanced Analytical Models » du Dr. Johnathan Mun (Wiley 2008).

Procédure:

- Démarrez Excel, ouvrez l'exemple de fichier Advanced Forecasting Models (modèles de prévisions avancés), allez à la feuille de calcul GARCH, puis sélectionnez Simulateur de risques | Prévisions | GARCH.
- Cliquez sur l'icône de lien, sélectionnez *Emplacement des données*, saisissez les suppositions d'entrée requises (voir la figure 3.18), puis cliquez sur ***OK*** pour exécuter le modèle et le rapport.

Remarque: La situation de prévision de la volatilité typique nécessite P = 1, Q = 1, périodicité = nombre de périodes par an (12 pour les données mensuelles, 52 pour les données hebdomadaires, 252 ou 365 pour les données quotidiennes), base = minimum de 1 et jusqu'à la valeur de périodicité, et périodes de prévisions = nombre de prévisions de volatilité annualisée que vous souhaitez obtenir. Plusieurs modèles GARCH sont disponibles dans le Simulateur de risques, notamment EGARCH, EGARCH-T, GARCH-M, GJR-GARCH, GJR-GARCH-T, IGARCH et T-GARCH. Consultez les sections de *Modeling Risk, 2ème édition* (Wiley 2010) consacrées à la modélisation GARCH pour de plus amples détails sur l'utilisation de chaque spécification.

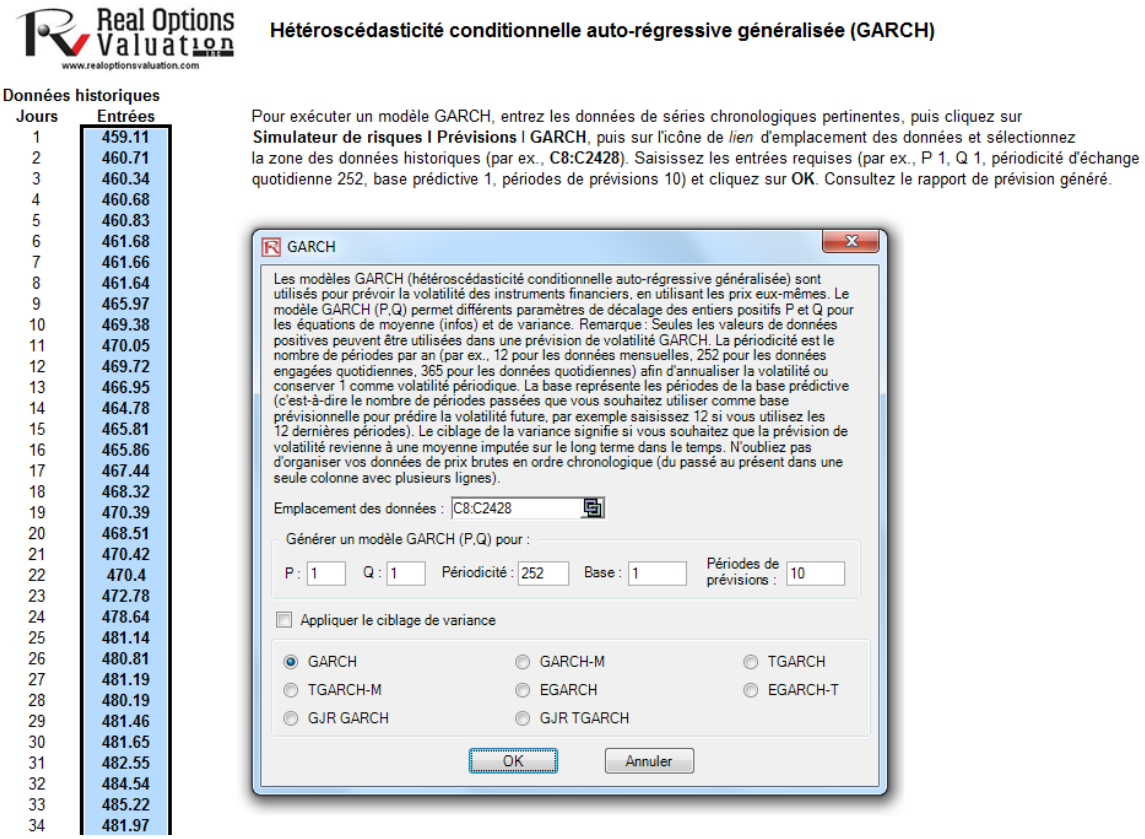


Figure 3.18 Prévision de volatilité GARCH

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

	$z_t \sim$ Normal	$z_t \sim$ T
GARCH-M	$y_t = c + \lambda\sigma_t^2 + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$	$y_t = c + \lambda\sigma_t^2 + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$
GARCH-M	$y_t = c + \lambda\sigma_t + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$	$y_t = c + \lambda\sigma_t + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$
GARCH-M	$y_t = c + \lambda \ln(\sigma_t^2) + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$	$y_t = c + \lambda \ln(\sigma_t^2) + \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$
GARCH	$y_t = x_t\gamma + \varepsilon_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$	$y_t = \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 + \beta\sigma_{t-1}^2$
EGARCH	$y_t = \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\ln\left(\sigma_t^2\right) = \omega + \beta \cdot \ln\left(\sigma_{t-1}^2\right) +$ $\alpha\left[\left\lvert\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right\rvert - E(\lvert\varepsilon_t\rvert)\right] + r\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ $E(\lvert\varepsilon_t\rvert) = \sqrt{\frac{2}{\pi}}$	$y_t = \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\ln\left(\sigma_t^2\right) = \omega + \beta \cdot \ln\left(\sigma_{t-1}^2\right) +$ $\alpha\left[\left\lvert\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}\right\rvert - E(\lvert\varepsilon_t\rvert)\right] + r\frac{\varepsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}}$ $E(\lvert\varepsilon_t\rvert) = \frac{2\sqrt{\nu-2}\,\Gamma((\nu+1)/2)}{(\nu-1)\Gamma(\nu/2)\sqrt{\pi}}$
GJR-GARCH	$y_t = \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 +$ $r\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta\sigma_{t-1}^2$ $d_{t-1} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0 & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$	$y_t = \varepsilon_t$ $\varepsilon_t = \sigma_t z_t$ $\sigma_t^2 = \omega + \alpha\varepsilon_{t-1}^2 +$ $r\varepsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta\sigma_{t-1}^2$ $d_{t-1} = \begin{cases} 1 & \varepsilon_{t-1} < 0 \\ 0 & \varepsilon_{t-1} \geq 0 \end{cases}$

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.12 Chaînes de Markov

Théorie:

Une chaîne de Markov existe quand la probabilité d'un état futur dépend d'un état précédent et quand ces états reliés entre eux forment une chaîne qui revient à un niveau d'état stable sur le long terme. Cette approche est généralement utilisée pour prévoir la part de marché de deux concurrents. Les entrées requises sont la probabilité de départ qu'un client dans le premier magasin (le premier état) reviendra dans le même magasin au cours de la prochaine période, par rapport à la probabilité qu'il se rende dans le magasin d'un concurrent dans l'état suivant.

Procédure:

- Démarrez Excel et sélectionnez Simulateur de risques | Prévisions | Chaîne de Markov.
- Saisissez les suppositions d'entrée requises (voir la figure 3.19 pour un exemple) et cliquez sur ***OK*** pour exécuter le modèle et le rapport.

Remarque:

Définissez les deux probabilités sur 10 % et ré-exécutez la chaîne de Markov: vous verrez très clairement les effets d'un changement de comportement dans le graphique résultant.

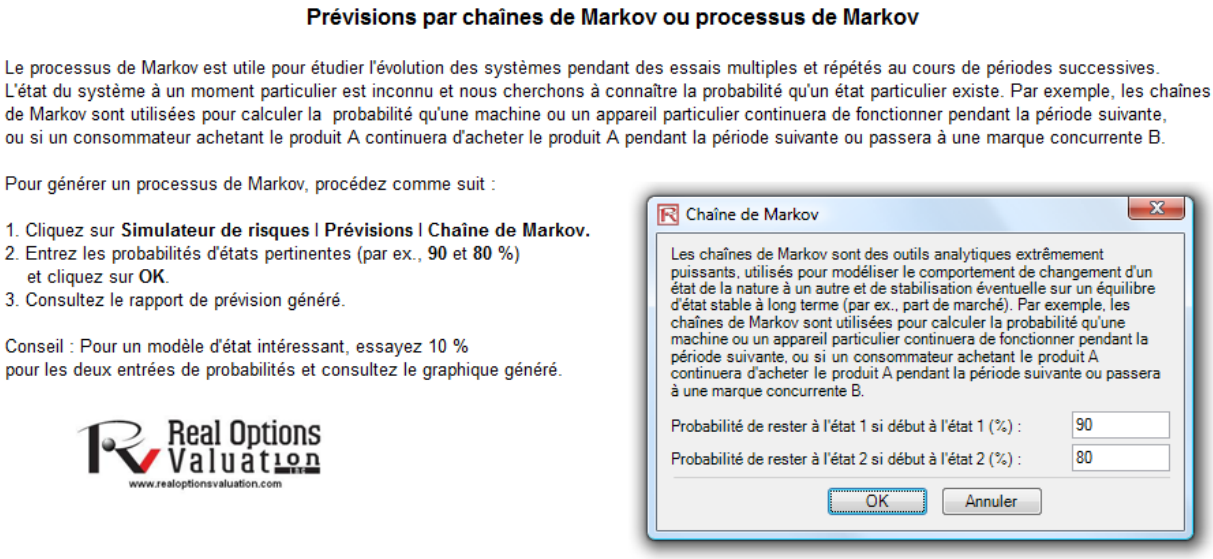


Figure 3.19 Chaînes de Markov (changement de régime)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.13 Modèles du maximum de vraisemblance (MLE) sur Logit, Probit et Tobit

Théorie:

Les variables dépendantes limitées décrivent la situation dans laquelle la variable dépendante contient des données avec une portée et une plage limitées, comme les réponses binaires (0 ou 1), les données tronquées, ordonnées ou censurées. Par exemple, d'après un jeu de variables indépendantes (par ex. âge, revenu, niveau d'éducation des détenteurs de prêts hypothécaires ou de cartes de crédit), nous pouvons modéliser la probabilité de défaillance en utilisant les MLE. La réponse ou variable dépendante Y est binaire, c'est-à-dire qu'elle ne peut avoir que deux résultats possibles, indiqués par 1 et 0 (par ex. Y peut représenter la présence/l'absence d'une certaine condition, défaillance/non défaillance pour les prêts précédents, fonctionnement/panne d'un appareil, réponse positive/négative à une enquête, etc.) et nous avons également un vecteur de prédicteurs de variables indépendantes X, qui sont supposés influencer le résultat Y. Une approche de régression des moindres carrés ordinaire typique n'est pas valide car les erreurs de régression sont hétéroscédastiques et anormales, et les estimations de la probabilité estimée en résultant renverront des valeurs dénuées de sens, supérieures à 1 ou inférieures à 0. L'analyse MLE gère ces problèmes en utilisant une routine d'optimisation itérative afin de maximiser une fonction du logarithme du rapport de vraisemblance quand les variables dépendantes sont limitées.

Une régression Logit ou logistique est utilisée pour prévoir la probabilité d'occurrence d'un événement en ajustant les données à une courbe logistique. C'est un modèle linéaire généralisé utilisé pour la régression binomiale, et comme de nombreuses formes d'analyse de régression, elle utilise plusieurs prédicteurs de variables qui peuvent être numériques ou nominaux. Les MLE appliquées dans une analyse logistique multi-variables binaire sont utilisées pour modéliser les variables dépendantes afin de déterminer la probabilité de succès attendue d'appartenance à un certain groupe. Les coefficients estimés pour le modèle Logit sont les rapports de chances logarithmiques, et ne peuvent pas être interprétés directement comme des probabilités. Un calcul rapide est d'abord nécessaire et l'approche est très simple.

Spécifiquement, le modèle Logit est spécifié comme Y estimé = LN[Pi/(1–Pi)] ou réciproquement, Pi = EXP(Y estimé)/(1+EXP(Y estimé)), et les coefficients βi sont les rapports de chances logarithmiques, donc en prenant l'antilogarithme ou EXP(β i), nous obtenons le rapport de chance de Pi/(1–Pi). Cela signifie qu'avec une augmentation dans une unité de βi, le rapport de chances logarithmique augmente de ce montant. Enfin, le taux de changement dans la probabilité dP/dX = βiPi(1–Pi). L'erreur type mesure la précision des coefficients prédits et les statistiques T sont les rapports de chaque coefficient prédit et de son erreur type, et sont utilisées dans le test d'hypothèse de régression typique de la signification de chaque paramètre estimé. Pour estimer la

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

probabilité de succès d'appartenance à un groupe donné (par ex. prévoir si un fumeur développera des problèmes pulmonaires d'après le nombre de cigarettes fumées par an), il suffit de calculer la valeur Y estimée à l'aide des coefficients MLE. Par exemple, si le modèle est Y = 1,1 + 0,005 (cigarettes), alors un individu fumant 100 paquets par an a une valeur Y estimée de 1,1 + 0,005(100) = 1,6. Calculez alors l'antilogarithme inverse du rapport de chances comme suit: EXP(Y estimé)/[1 + EXP(Y estimé)] = EXP(1,6)/(1+ EXP(1,6)) = 0,8320. Ainsi, cet individu a un risque de 83,20 % de développer des problèmes pulmonaires au cours de sa vie.

Un modèle Probit (parfois aussi appelé modèle Normit) est une autre spécification populaire comme modèle de réponse binaire employant une fonction Probit estimée avec l'estimation du maximum de vraisemblance ; cette approche s'appelle régression Probit. Les modèles de régression Probit et logistique produisent généralement des prédictions très similaires, où les estimations de paramètres de la régression logistique ont tendance à être 1,6 à 1,8 fois plus élevés que dans le modèle Probit correspondant. Le choix d'un modèle Probit ou Logit est donc une question de commodité et la principale distinction est que la distribution logistique a un curtosis plus élevé (queues plus grosses) pour prendre en compte les valeurs extrêmes. Par exemple, supposons que l'achat d'une maison est la décision à modéliser, que cette variable de réponse est binaire (achat d'une maison ou non) et qu'elle dépend d'une série de variables indépendantes Xi comme les revenus, l'âge, etc., de façon à ce que $Ii = \beta 0 + \beta 1X1 + ... + \beta nXn$, où plus la valeur de Ii est élevée, plus la probabilité d'achat est élevée. Pour chaque famille, un seuil I* critique existe, où si ce seuil est dépassé, la maison est achetée et sinon, aucune maison n'est achetée, et la probabilité de résultat (P) est supposée être distribuée normalement, de façon à ce que Pi = CDF(I) en utilisant une fonction de distribution cumulative. Ainsi, vous pouvez utiliser les coefficients estimés exactement comme ceux d'un modèle de régression et en utilisant la valeur Y estimée, appliquer une distribution normale standard (vous pouvez utiliser la fonction NORMSDIST d'Excel ou l'outil d'analyse distributionnelle du Simulateur de risques en sélectionnant Distribution normale et en définissant la moyenne sur 0 et l'écart type sur 1). Enfin, pour obtenir une mesure d'unité Probit ou de probabilité, définissez Ii + 5 (car si la probabilité Pi < 0.5, Ii est négatif, du fait que la distribution normale est symétrique autour d'une moyenne de zéro.

Le modèle Tobit (Tobit censuré) est une méthode de modélisation économétrique et biométrique, utilisée pour décrire la relation entre une variable dépendante non-négative Yi et une ou plusieurs variables indépendantes Xi. Un modèle Tobit est un modèle économétrique dans lequel la variable dépendante est censurée ; c'est-à-dire que la variable dépendante est censurée car les valeurs inférieures à zéro ne sont pas observées. Le modèle Tobit suppose qu'il y a une variable Y* non-observable latente. Cette variable est linéairement dépendante des variables Xi par le biais d'un vecteur de

coefficients βi qui déterminent leurs interrelations. En outre, il y a un terme d'erreur normalement distribué Ui pour capturer les influences aléatoires sur cette relation. La variable observable Yi est définie comme étant égale aux variables latentes quand les variables latentes sont supérieures à zéro et sinon, Yi est supposé être zéro. C'est-à-dire Yi = Y* si Y* > 0 et Yi = 0 si Y* = 0. Si le paramètre de relation βi est estimé en utilisant une régression des moindres carrés ordinaire de Yi observé sur Xi, les estimateurs de régression en résultant sont incohérents et produisent des coefficients de pente biaisés vers le bas et une interception biaisée vers le haut. Seules les MLE sont cohérentes pour un modèle Tobit. Dans le modèle Tobit, il y a une statistique auxiliaire appelée sigma, qui est équivalente à l'erreur type d'estimation dans une régression des moindres carrés ordinaire standard et les coefficients estimés sont utilisés de la même façon que dans une analyse de régression.

Procédure:

- Démarrez Excel, ouvrez l'exemple de fichier Advanced Forecasting Models (modèles de prévisions avancés), allez à la feuille de calcul MLE, sélectionnez les données, en-têtes compris, et cliquez sur Simulateur de risques | Prévisions | Maximum de vraisemblance.
- Sélectionnez la variable dépendante dans la liste déroulante (voir la figure 3.20) et cliquez sur OK pour exécuter le modèle et le rapport.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

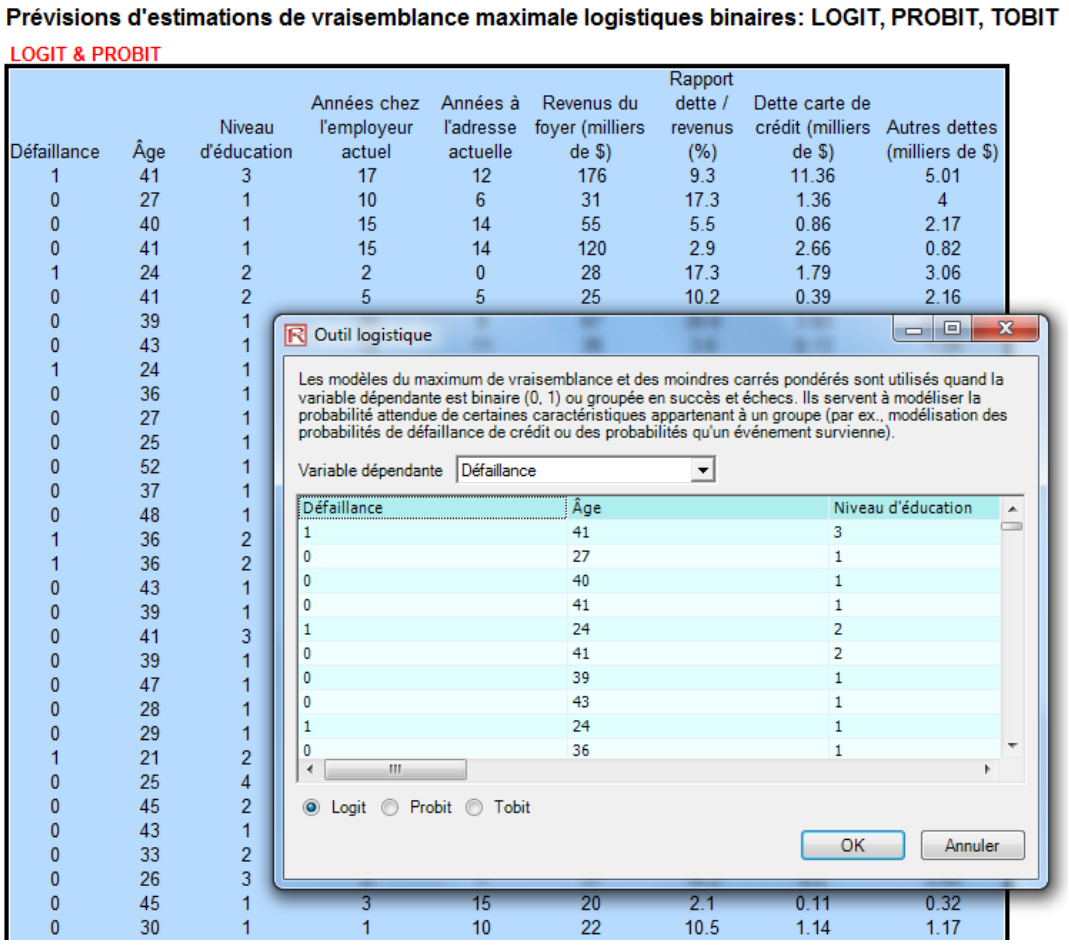


Figure 3.20 Module Maximum de vraisemblance

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

3.14 Spline (interpolation et extrapolation par spline cubique)

Théorie:

Parfois, il manque des valeurs dans un jeu de données chronologiques. Par exemple, les taux d'intérêt pour les années 1 à 3 peuvent exister, suivis des taux pour les années 5 à 8, puis pour l'année 10. Les courbes splines peuvent être utilisées pour interpoler les valeurs des taux d'intérêt des années manquantes d'après les données existantes. Les courbes splines peuvent aussi être utilisées pour prévoir ou extrapoler les valeurs des périodes futures, au-delà de la période des données disponibles. Les données peuvent être linéaires ou non linéaires. La figure 3.21 illustre comment exécuter une spline cubique et la figure 3.22 montre le rapport de prévisions résultant de ce module. Les valeurs *X* connues représentent les valeurs sur l'axe *x* d'un graphique (dans notre exemple, les années des taux d'intérêt connus, et généralement, l'axe *x* porte les valeurs connues à l'avance comme l'heure ou les années) et les valeurs *Y* connues représentent les valeurs sur l'axe *y* (dans notre exemple, les taux d'intérêt connus). La variable de l'axe *y* est généralement la variable à partir de laquelle vous souhaitez interpoler les valeurs manquantes ou extrapoler les valeurs dans l'avenir.

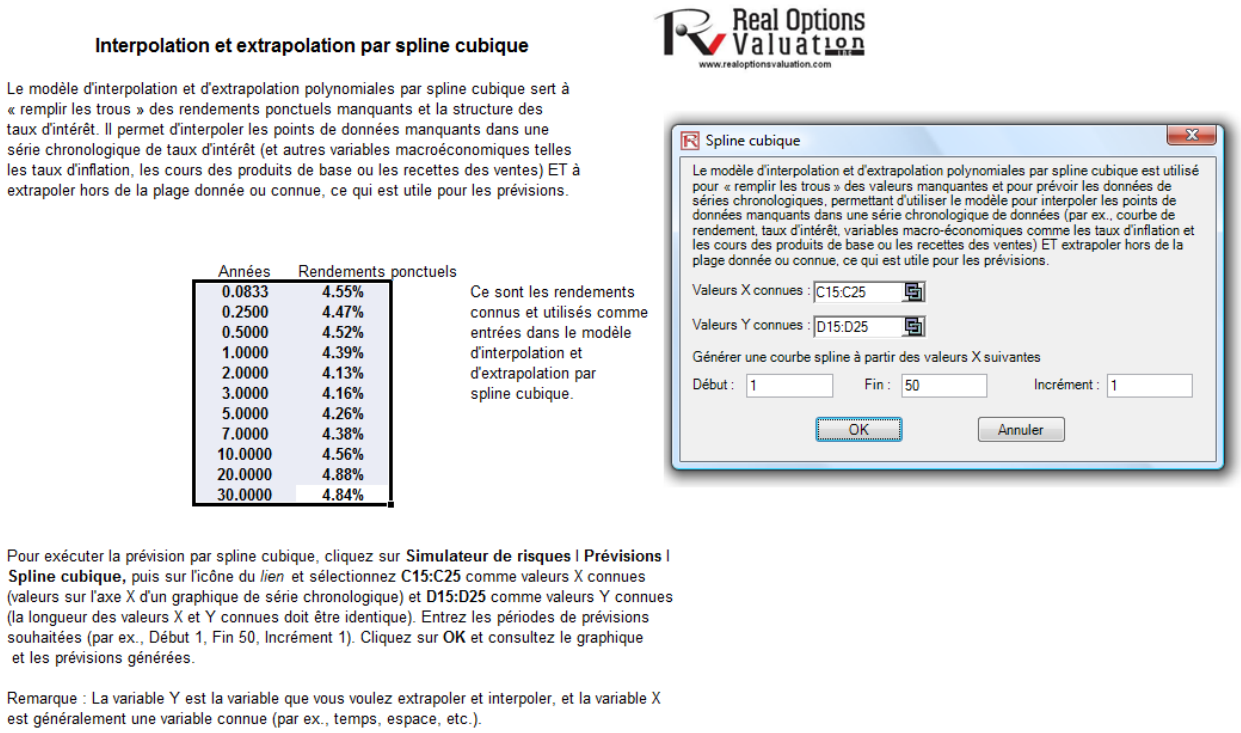


Figure 3.21 Module Spline cubique

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Procédure:

- Démarrez Excel, ouvrez l'exemple de fichier Advanced Forecasting Models (modèles de prévisions avancés), allez à la feuille de calcul Spline cubique, sélectionnez le jeu de données sans les en-têtes et cliquez sur Simulateur de risques | Prévisions | Spline cubique.
- L'emplacement des données est inséré automatiquement dans l'interface utilisateur si vous sélectionnez d'abord les données. Vous pouvez aussi cliquer manuellement sur l'icône de lien et relier les valeurs X connues et les valeurs Y connues (voir la figure 3.21 pour un exemple), puis saisir les valeurs de début et de fin requises pour extrapoler et interpoler, ainsi que l'incrément requis entre ces valeurs de début et de fin. Cliquez sur OK pour exécuter le modèle et le rapport (voir la figure 3.22).

Prévisions par spline cubique

Le modèle d'interpolation et d'extrapolation polynomiales par spline cubique est utilisé pour « remplir les trous » des valeurs manquantes et pour prévoir les données de séries chronologiques, permettant d'utiliser le modèle pour interpoler les points de données manquants dans une série chronologique de données (par ex., courbe de rendement, taux d'intérêt, variables macro-économiques comme les taux d'inflation et les cours des produits de base ou les recettes des ventes) ET extrapoler hors de la plage donnée ou connue, ce qui est utile pour les prévisions.

Résultats de l'interpolation et l'extrapolation par spline

X	Y ajusté	Notes
1.0	4.39%	Interpolate
1.5	4.21%	Interpolate
2.0	4.13%	Interpolate
2.5	4.13%	Interpolate
3.0	4.16%	Interpolate
3.5	4.19%	Interpolate
4.0	4.22%	Interpolate
4.5	4.24%	Interpolate
5.0	4.26%	Interpolate
5.5	4.29%	Interpolate
6.0	4.32%	Interpolate
6.5	4.35%	Interpolate
7.0	4.38%	Interpolate
7.5	4.41%	Interpolate
8.0	4.44%	Interpolate
8.5	4.47%	Interpolate
9.0	4.50%	Interpolate
9.5	4.53%	Interpolate
10.0	4.56%	Interpolate
10.5	4.59%	Interpolate
11.0	4.61%	Interpolate
11.5	4.64%	Interpolate
12.0	4.66%	Interpolate
12.5	4.68%	Interpolate
13.0	4.70%	Interpolate
13.5	4.72%	Interpolate
14.0	4.74%	Interpolate
14.5	4.76%	Interpolate

Voici les entrées de valeurs connues dans le modèle d'interpolation et d'extrapolation par spline cubique :

Observation	X connu	Y connu
1	0.0833	4.55%
2	0.2500	4.47%
3	0.5000	4.52%
4	1.0000	4.39%
5	2.0000	4.13%
6	3.0000	4.16%
7	5.0000	4.26%
8	7.0000	4.38%
9	10.0000	4.56%
10	20.0000	4.88%
11	30.0000	4.84%

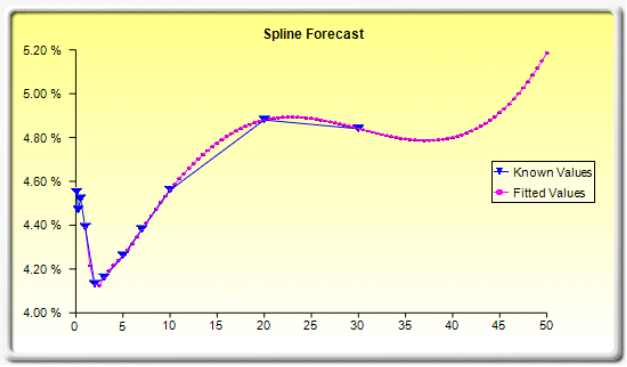


Figure 3.22 Résultats des prévisions par spline

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

4

4. OPTIMISATION

Cette section se penche de façon plus détaillée sur le processus et les méthodologies d'optimisation en vue de leur utilisation dans le Simulateur de risques. Ces méthodologies incluent l'utilisation des optimisations continues par rapport aux optimisations discrètes en nombres entiers, ainsi que les optimisations statiques par rapport aux optimisations dynamiques et stochastiques.

4.1 Méthodologies d'optimisation

Il existe de nombreux algorithmes pour exécuter une optimisation et de nombreuses procédures différentes quand l'optimisation est associée à la simulation de Monte Carlo. Dans le Simulateur de risques, il y a trois procédures et types d'optimisation distincts, ainsi que des types de variable de décision différents. Par exemple, le Simulateur de risques peut traiter des ***variables de décision continues*** (1,2535, 0,2215, etc.) ainsi que des ***variables de décision entières*** (par ex. 1, 2, 3, 4, etc.), des ***variables de décision binaires*** (1 et 0 pour des décisions tout ou rien), et des ***variables de décision mixtes*** (variables entières et continues). De plus, le Simulateur de risques peut traiter l'***optimisation linéaire*** (c.-à-d. quand l'objectif et les contraintes sont des fonctions et des équations linéaires) ainsi que l'***optimisation non linéaire*** (c.-à-d. quand l'objectif et les contraintes sont un mélange de fonctions et d'équations linéaires et non linéaires).

En ce qui concerne le processus d'optimisation, le Simulateur de risques peut être utilisé pour exécuter une ***optimisation discrète***, c'est-à-dire une optimisation exécutée sur un modèle discret ou statique, où aucune simulation n'est exécutée. En d'autres termes, toutes les entrées dans le modèle sont statiques et ne changent pas. Ce type d'optimisation est applicable quand on suppose connaître le modèle et qu'il n'existe pas d'incertitudes. En outre, une optimisation discrète peut être initialement exécutée pour déterminer le portefeuille optimal et son allocation optimale correspondante des variables de décision avant l'application de procédures d'optimisation plus avancées. Par exemple, avant d'exécuter un problème d'optimisation stochastique, une

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

optimisation discrète est d'abord exécutée pour déterminer s'il existe des solutions au problème d'optimisation avant d'effectuer une analyse plus approfondie.

Ensuite, l'***optimisation dynamique*** est appliquée quand la simulation de Monte Carlo est utilisée avec l'optimisation. Un autre nom pour cette procédure est ***simulation-optimisation***. C'est-à-dire qu'une simulation est exécutée, puis les résultats de la simulation sont appliqués dans le modèle Excel, puis une optimisation est appliquée aux valeurs simulées. En d'autres termes, une simulation est exécutée pour *N* essais, puis un processus d'optimisation est exécuté pour *M* itérations jusqu'à ce que les résultats optimaux soient obtenus ou qu'un jeu infaisable soit trouvé. Cela signifie qu'en utilisant le module d'optimisation du Simulateur de risques, vous pouvez choisir les statistiques de prévisions et de suppositions à utiliser et remplacer dans le modèle après l'exécution de la simulation. Ces statistiques de prévisions peuvent ensuite être appliquées dans le processus d'optimisation. Cette approche est utile quand vous avez un grand modèle avec de nombreuses suppositions et prévisions interdépendantes et quand certaines statistiques de prévisions sont requises dans l'optimisation. Par exemple, si l'écart type d'une supposition ou prévision est requis dans le modèle d'optimisation (par ex. calculer le ratio de Sharpe dans les problèmes d'allocation et d'optimisation des actifs quand nous avons la moyenne divisée par l'écart type dans le portefeuille), vous devriez utiliser cette approche.

Le processus d'***optimisation stochastique***, lui, est similaire à la procédure d'optimisation dynamique, sauf que l'ensemble du processus d'optimisation dynamique est répété *T* fois. C'est-à-dire qu'une simulation avec *N* essais est exécutée, puis une optimisation est exécutée avec *M* itérations afin d'obtenir les résultats optimaux. Puis le processus est reproduit *T* fois. Les résultats seront un graphique de prévisions de chaque variable de décision avec *T* valeurs. En d'autres termes, une simulation est exécutée et les statistiques de prévisions ou de suppositions sont utilisées dans le modèle d'optimisation afin de trouver l'allocation optimale des variables de décision. Puis, une autre simulation est exécutée, générant des statistiques de prévisions différentes, puis ces nouvelles valeurs mises à jour sont alors optimisées, et ainsi de suite. Ainsi, les variables de décision finales auront chacune leur propre graphique de prévisions, indiquant la plage des variables de décision optimales. Par exemple, au lieu d'obtenir des estimations à un seul point dans la procédure d'optimisation dynamique, vous pouvez désormais obtenir une distribution des variables de décision, et donc une plage des valeurs optimales pour chaque variable de décision ; on parle aussi d'optimisation stochastique.

Enfin, une procédure d'optimisation de frontière efficiente applique les concepts d'incréments marginaux et de calcul du prix fictif dans l'optimisation. C'est-à-dire qu'arriverait-il aux résultats de l'optimisation si l'une des contraintes était un peu moins stricte ? Par exemple, si la contrainte de budget est définie sur 1 million. Qu'arriverait-il

au résultat et aux décisions optimales du portefeuille si la contrainte passait à 1,5 million ou 2 millions, et ainsi de suite. Il s'agit du concept des frontières efficientes de Markowitz dans la finance d'investissement, où si l'écart type du portefeuille est autorisé à augmenter légèrement, quels rendements supplémentaires le portefeuille générera-t-il ? Ce processus est similaire au processus d'optimisation dynamique, sauf que l'*une* des contraintes est autorisée à changer et, à chaque changement, le processus de simulation et d'optimisation est exécuté. Il vaut mieux appliquer ce processus manuellement avec le Simulateur de risques. C'est-à-dire exécuter une optimisation dynamique ou stochastique, puis ré-exécuter une autre optimisation avec une contrainte, et répéter cette procédure plusieurs fois. Ce processus manuel est important car en changeant la contrainte, l'analyste peut déterminer si les résultats sont similaires ou différents et ainsi si une analyse supplémentaire est justifiée, ou pour déterminer de quelle envergure une augmentation marginale de la contrainte doit être pour obtenir un changement significatif de l'objectif et des variables de décision.

Un autre point est digne d'intérêt. Il existe plusieurs produits logiciels censés exécuter une optimisation stochastique, mais qui en fait ne le font pas. Par exemple, après l'exécution d'une simulation, *une* itération du processus d'optimisation est générée, puis une autre simulation est exécutée, puis la *seconde* itération d'optimisation est générée et ainsi de suite: c'est une perte de temps et un gaspillage de ressources. En effet, dans une optimisation, le modèle passe à travers un jeu d'algorithmes rigoureux, où multiples itérations (quelques itérations à des milliers) sont requises pour obtenir les résultats optimaux. Donc, générer *une* itération à la fois est une perte de temps et un gaspillage de ressources. Le même portefeuille peut être résolu avec le Simulateur de risques en moins d'une minute au lieu de plusieurs heures avec une approche si peu sophistiquée. De plus, une telle approche de simulation-optimisation produira généralement de mauvais résultats et n'est pas une approche d'optimisation stochastique. Méfiez-vous de ce genre de méthodologies quand vous appliquez une optimisation à vos modèles.

Vous trouverez ci-dessous deux exemples de problèmes d'optimisation. L'un utilise des variables de décision continues, l'autre des variables de décision entières discrètes. Dans les deux modèles, vous pouvez appliquer une optimisation discrète, une optimisation dynamique, une optimisation stochastique, ou même les frontières efficaces avec calcul du prix fictif. N'importe laquelle de ces approches peut être utilisée pour ces deux exemples. Donc, à des fins de simplicité, seule la configuration du modèle est illustrée ici et c'est à l'utilisateur de décider du processus d'optimisation à exécuter. De plus, le modèle continu utilise l'approche d'optimisation non linéaire (car le risque de portefeuille calculé est une fonction non linéaire, et l'objectif est une fonction non linéaire des rendements du portefeuille divisés par les risques du portefeuille) alors que le deuxième exemple d'une optimisation avec entiers est un exemple de modèle

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

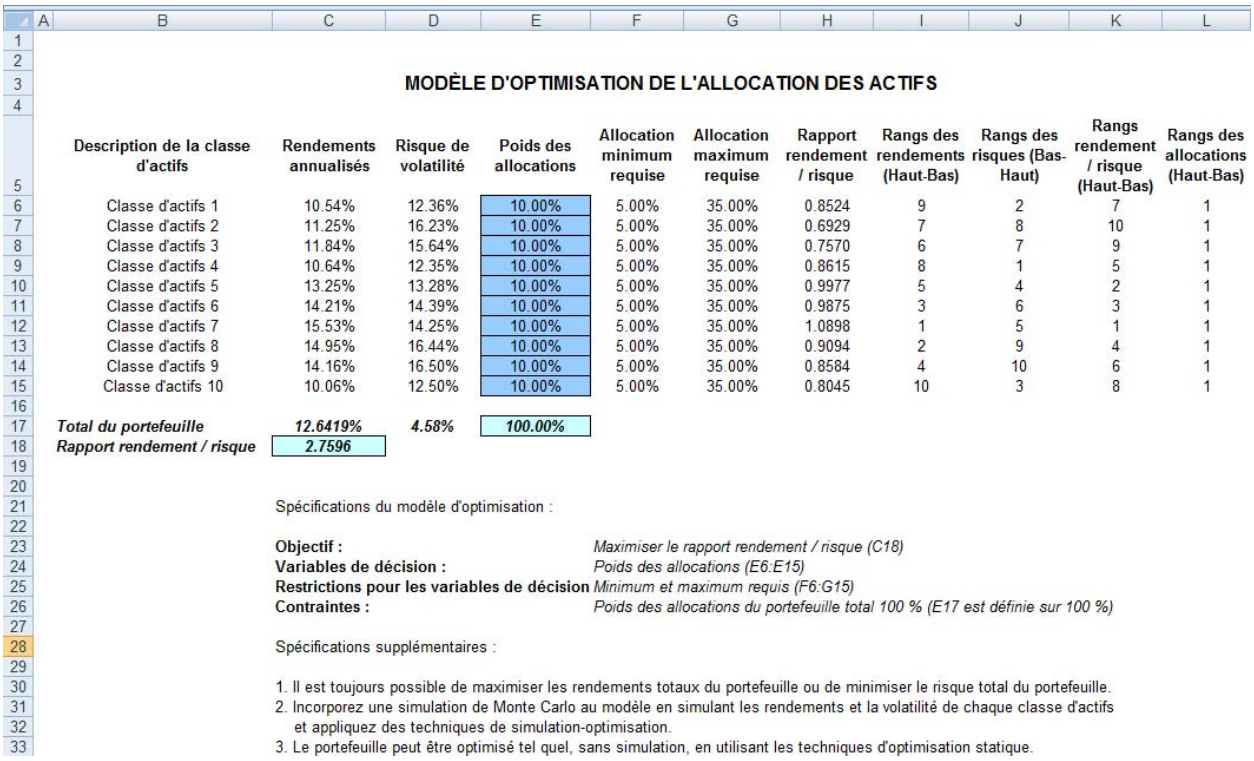
d'optimisation linéaire (son objectif et toutes ses contraintes sont linéaires). Ainsi, ces deux exemples couvrent toutes les procédures précédemment mentionnées.

4.2 Optimisation avec variables de décision continues

La figure 4.1 illustre l'exemple de modèle d'optimisation continue. Cet exemple utilise le fichier ***Continuous Optimization (optimisation continue)*** qui se trouve dans ***Démarrer | Real Options Valuation | Simulateur de risques | Exemples*** ou auquel vous pouvez accéder directement en sélectionnant ***Simulateur de risques | Exemples de modèles.*** Dans cet exemple, nous avons 10 classes d'actifs différentes (par ex. différents types de fonds de placement, d'actions ou d'actifs), où l'idée est d'allouer le plus efficacement possible les actifs du portefeuille de façon à obtenir le meilleur rendement. C'est-à-dire générer les meilleurs rendements du portefeuille possibles d'après les risques inhérents à chaque classe d'actifs. Pour vraiment comprendre le concept d'optimisation, nous allons devoir nous pencher de façon plus approfondie sur cet exemple de modèle afin de voir comment le processus d'optimisation peut être appliqué.

Le modèle montre les 10 classes d'actifs et chaque classe d'actifs a son propre jeu de rendements et de volatilités annualisés. Ces mesures des rendements et des risques sont des valeurs annualisées de façon à ce qu'elles puissent être comparées de façon cohérente pour les différentes classes d'actifs. Les rendements sont calculés en utilisant la moyenne géométrique des rendements relatifs, et les risques sont calculés en utilisant l'approche des rendements relatifs logarithmiques. Consultez l'annexe de ce chapitre pour de plus amples détails au sujet du calcul la volatilité et des rendements annualisés pour une action ou une classe d'actifs.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.



MODÈLE D'OPTIMISATION DE L'ALLOCATION DES ACTIFS

Description de la classe d'actifs	Rendements annualisés	Risque de volatilité	Poids des allocations	Allocation minimum requise	Allocation maximum requise	Rapport rendement / risque	Rangs des rendements (Haut-Bas)	Rangs des risques (Bas-Haut)	Rangs rendement / risque (Haut-Bas)	Rangs des allocations (Haut-Bas)
Classe d'actifs 1	10.54%	12.36%	10.00%	5.00%	35.00%	0.8524	9	2	7	1
Classe d'actifs 2	11.25%	16.23%	10.00%	5.00%	35.00%	0.6929	7	8	10	1
Classe d'actifs 3	11.84%	15.64%	10.00%	5.00%	35.00%	0.7570	6	7	9	1
Classe d'actifs 4	10.64%	12.35%	10.00%	5.00%	35.00%	0.8615	8	1	5	1
Classe d'actifs 5	13.25%	13.28%	10.00%	5.00%	35.00%	0.9977	5	4	2	1
Classe d'actifs 6	14.21%	14.39%	10.00%	5.00%	35.00%	0.9875	3	6	3	1
Classe d'actifs 7	15.53%	14.25%	10.00%	5.00%	35.00%	1.0898	1	5	1	1
Classe d'actifs 8	14.95%	16.44%	10.00%	5.00%	35.00%	0.9094	2	9	4	1
Classe d'actifs 9	14.16%	16.50%	10.00%	5.00%	35.00%	0.8584	4	10	6	1
Classe d'actifs 10	10.06%	12.50%	10.00%	5.00%	35.00%	0.8045	10	3	8	1
Total du portefeuille	***12.6419%***	***4.58%***	***100.00%***							
Rapport rendement / risque	***2.7596***									

Spécifications du modèle d'optimisation :

Objectif : *Maximiser le rapport rendement / risque (C18)*
Variables de décision : *Poids des allocations (E6:E15)*
Restrictions pour les variables de décision *Minimum et maximum requis (F6:G15)*
Contraintes : *Poids des allocations du portefeuille total 100 % (E17 est définie sur 100 %)*

Spécifications supplémentaires :

1. Il est toujours possible de maximiser les rendements totaux du portefeuille ou de minimiser le risque total du portefeuille.
2. Incorporez une simulation de Monte Carlo au modèle en simulant les rendements et la volatilité de chaque classe d'actifs et appliquez des techniques de simulation-optimisation.
3. Le portefeuille peut être optimisé tel quel, sans simulation, en utilisant les techniques d'optimisation statique.

Figure 4.1 Modèle d'optimisation continue

Le poids des allocations dans la colonne E contient les variables de décision, qui sont les variables devant être manipulées et testées pour que le poids total soit contraint à 100 % (cellule E17). Généralement, pour commencer l'optimisation, nous définirons ces cellules sur une valeur uniforme, où dans ce cas, les cellules E6 à E15 sont définies sur 10 % chacune. De plus, chaque variable de décision peut avoir des restrictions spécifiques dans sa plage autorisée. Dans cet exemple, les allocations inférieure et supérieure autorisées sont 5 % et 35 %, comme le montrent les colonnes F et G. Cela signifie que chaque classe d'actifs peut avoir ses propres bornes d'allocation. Ensuite, la colonne H montre le rapport rendement/risque, qui est simplement le pourcentage de rendement divisé par le pourcentage de risque et où plus cette valeur est élevée, plus le rendement est élevé. Le reste du modèle montre les rangs des classes d'actifs par rendements, risques, rapport rendement/risque et allocations. En d'autres termes, ces rangs vous permettent de voir d'un simple coup d'œil quelle classe d'actifs a les risques les plus faibles, les rendements les plus élevés, etc.

Le rendement total du portefeuille dans la cellule C17 est *SUMPRODUCT(C6:C15, E6:E15)*, c'est-à dire la somme des poids d'allocation multipliée par les rendements annualisés pour chaque classe d'actifs. En d'autres termes, nous

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

avons $R_P = \omega_A R_A + \omega_B R_B + \omega_C R_C + \omega_D R_D$, où R_P est le rendement du portefeuille, $R_{A,B,C,D}$ sont les rendements individuels des projets, et $\omega_{A,B,C,D}$ sont les poids respectifs ou l'allocation de capital pour chaque projet.

En outre, le risque diversifié du portefeuille dans la cellule D17 est calculé comme suit: $\sigma_P = \sqrt{\sum_{i=1}^{i} \omega_i^2 \sigma_i^2 + \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} 2\omega_i \omega_j \rho_{i,j} \sigma_i \sigma_j}$. Ici, $\rho_{i,j}$ sont les corrélations croisées respectives entre les classes d'actifs ; ainsi, si les corrélations croisées sont négatives, il y a des effets de diversification du risque et le risque du portefeuille diminue. Cependant, pour simplifier les calculs ici, nous supposons qu'il y a zéro corrélation entre les classes d'actifs dans le calcul du risque de ce portefeuille, mais supposons la présence de corrélations lors de l'application de la simulation sur les rendements comme nous le verrons plus tard. Donc, au lieu d'appliquer des corrélations statiques entre ces différents rendements d'actifs, nous appliquons les corrélations dans les suppositions de la simulation mêmes, ce qui crée une relation plus dynamique entre les valeurs de rendement simulées.

Enfin, le rapport rendement/risque ou ratio de Sharpe est calculé pour le portefeuille. Cette valeur se trouve dans la cellule C18 et représente l'objectif à maximiser dans cet exercice d'optimisation. Pour récapituler, nous avons les spécifications suivantes dans cet exemple de modèle:

Objectif: Maximiser le rapport rendement / risque (C18)

Variables de décision: Poids des allocations (E6:E15)

Restrictions pour les variables de décision: *Minimum et maximum requis (F6:G15)*

Contraintes: Poids des allocations total 100 % (E17)

Procédure:

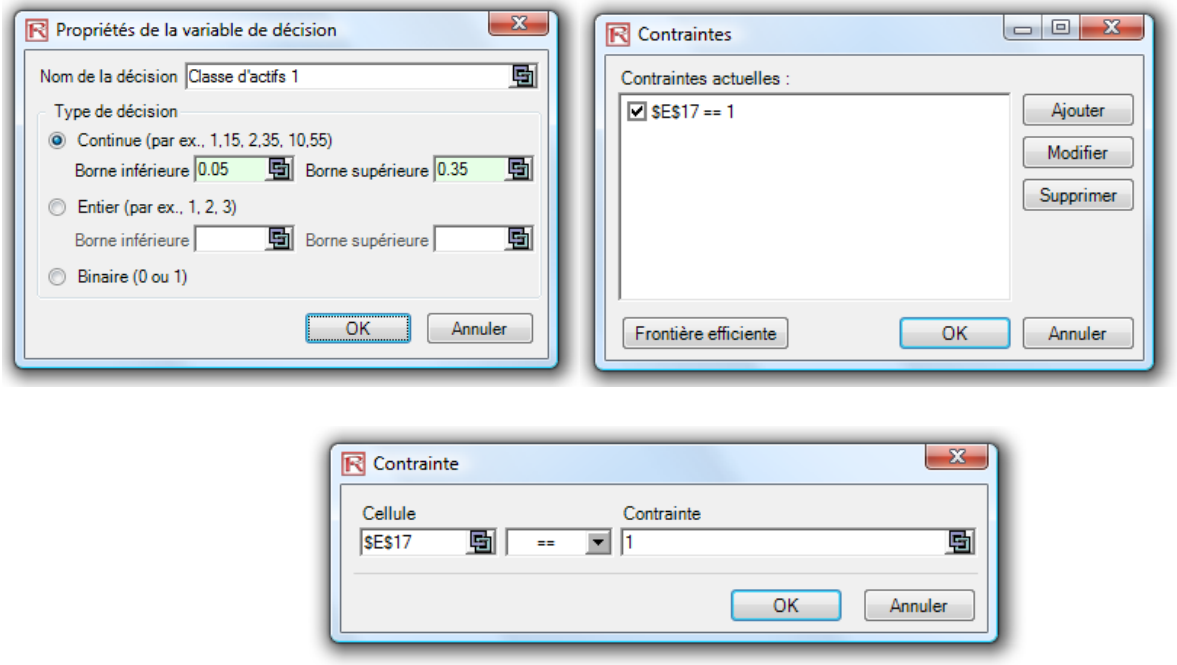
- Ouvrez l'exemple de fichier, créez un nouveau profil en cliquant sur ***Simulateur de risques*** | ***Nouveau profil*** et donnez-lui un nom.
- La première étape de l'optimisation est de définir les variables de décision. Sélectionnez la cellule E6, définissez la première variable de décision (***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Définir la décision***) et cliquez sur l'icône de lien pour sélectionner la cellule de nom (B6), ainsi que les valeurs de bornes inférieure et supérieure dans les cellules F6 et G6. Puis en utilisant la

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

fonction de copie du Simulateur de risques, copiez la variable de décision de la cellule E6 et collez-la dans les cellules E7 à E15 restantes.

- La deuxième étape de l'optimisation est de définir les contraintes. Ici, nous n'avons qu'une seule contrainte: l'allocation totale du portefeuille doit être égale à 100 %. Cliquez sur ***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Contraintes…*** et sélectionnez ***AJOUTER*** pour ajouter une nouvelle contrainte. Puis sélectionnez la cellule E17 et définissez-la comme égale (=) à 100 %. Cliquez sur OK quand vous avez terminé.
- La dernière étape de l'optimisation est de définir la fonction d'objectif et de lancer l'optimisation en sélectionnant la cellule d'objectif C18 et ***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Exécuter l'optimisation*** puis en sélectionnant l'optimisation de votre choix (statique, dynamique ou stochastique). Pour commencer, sélectionnez ***Optimisation statique.*** Vérifiez que la cellule d'objectif est définie pour C18 et sélectionnez ***Maximiser***. Vous pouvez maintenant passer en revue les variables de décision et les contraintes si nécessaire, ou cliquer sur OK pour exécuter l'optimisation statique.
- Une fois l'optimisation terminée, vous pouvez sélectionner ***Rétablir*** pour revenir aux valeurs d'origine des variables de décision et de l'objectif, ou sélectionner ***Remplacer*** pour appliquer les variables de décision optimisées. En général, on choisit Remplacer une fois l'optimisation terminée.

La figure 4.2 montre les captures d'écran des étapes de la procédure ci-dessus. Vous pouvez ajouter des suppositions de simulation sur les rendements et le risque du modèle (colonnes C et D) et appliquer l'optimisation dynamique et l'optimisation stochastique pour vous entraîner encore plus.



 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

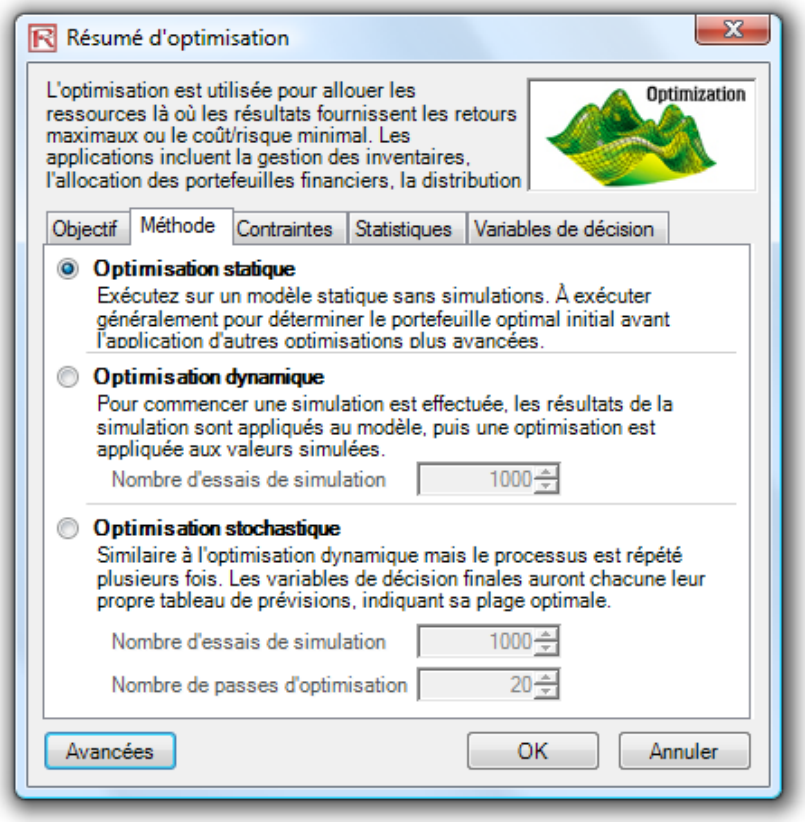


Figure 4.2 Exécution de l'optimisation continue dans le Simulateur de risques

Interprétation des résultats:

Les résultats finaux de l'optimisation sont illustrés à la figure 4.3, où l'allocation optimale d'actifs pour le portefeuille se trouve dans les cellules E6:E15. C'est-à-dire qu'étant donné les restrictions de chaque actif fluctuant entre 5 % et 35 % et où la somme de l'allocation doit être égale à 100 %, l'allocation qui maximise le rapport rendement/risque est illustrée à la figure 4.3.

Il faut retenir quelques points importants lors de la consultation des résultats et des procédures d'optimisation effectuées jusqu'à maintenant:

- La façon correcte d'exécuter l'optimisation est de maximiser le rendement de l'investissement ou le ratio de Sharpe rendement/risque comme nous l'avons fait.
- Si au lieu de cela, nous maximisions les rendements totaux du portefeuille, le résultat d'allocation optimale est insignifiant et il n'est pas nécessaire d'exécuter une optimisation pour l'obtenir. C'est-à-dire qu'il suffit d'allouer 5 % (le minimum autorisé) aux 8 actifs les plus bas, 35 % (le maximum autorisé) à l'actif avec le rendement le plus élevé, et le reste (25 %) à l'actif avec le deuxième rendement le plus élevé. L'optimisation n'est pas nécessaire. Cependant, si vous effectuez l'allocation du portefeuille de cette façon, le

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

risque est beaucoup plus élevé que si vous maximisez le rapport rendement/risque, bien que les rendements du portefeuille seuls soient plus élevés.

- À l'inverse, il est également possible de minimiser le risque total du portefeuille, mais dans ce cas, les rendements seront inférieurs.

Le tableau 4.1 illustre les résultats des trois objectifs différents optimisés:

Objectif:	Rendements du portefeuille	Risque du portefeuille	Rapport rendement/risque du portefeuille
Maximiser le rapport rendement/risque	12,69 %	4,52 %	2,8091
Maximiser les rendements	13,97 %	6,77 %	2,0636
Minimiser le risque	12,38 %	4,46 %	2,7754

Table 4.1 Résultats de l'optimisation

D'après le tableau, la meilleure approche consiste à maximiser le rapport rendement/risque, c'est-à-dire que pour le même niveau de risque, cette allocation fournit le meilleur niveau de rendement. Réciproquement, pour le même niveau de rendement, cette allocation fournit le niveau de risque le plus faible possible. Cette approche du rendement de l'investissement ou du rapport rendement/risque est la base fondamentale de la frontière efficiente de Markowitz dans la théorie des portefeuilles moderne. C'est-à-dire que si nous contraignions les niveaux de risque du portefeuille totaux et les augmentions successivement dans le temps, nous obtiendrions plusieurs allocations de portefeuille efficaces pour différentes caractéristiques de risque. Ainsi, différentes allocations de portefeuille efficaces peuvent être obtenues pour différents individus avec des préférences différentes en matière de risque.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

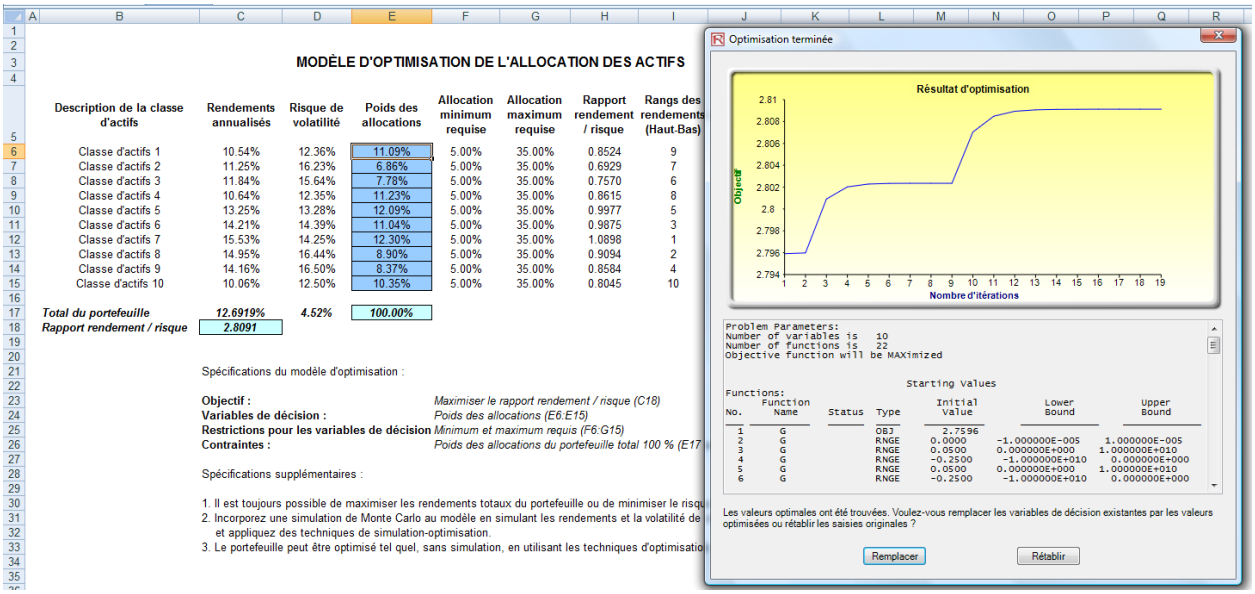


Figure 4.3 Résultats de l'optimisation continue

4.3 Optimisation discrète en nombres entiers

Parfois, les variables de décision ne sont pas des variables continues mais des valeurs entières discrètes (par ex. 0 et 1). Nous pouvons donc utiliser une telle optimisation pour des interrupteurs activé/désactivé ou des décisions tout ou rien (oui-non). La figure 4.4 illustre un modèle de sélection de projet, répertoriant 12 projets. L'exemple présenté ici utilise le fichier ***Discrete Optimization (optimisation discrète)*** qui se trouve dans ***Démarrer | Real Options Valuation | Simulateur de risques | Exemples*** ou auquel vous pouvez accéder directement en sélectionnant ***Simulateur de risques | Exemples de modèles.*** Comme auparavant, chaque projet a ses propres rendements (VANE et VAN pour valeur actualisée nette élargie et valeur actualisée nette — la VANE est simplement la VAN plus toutes valeurs d'options réelles stratégiques), coûts d'implémentation, risques, etc. Si nécessaire, ce modèle peut être modifié pour inclure des équivalents temps plein (ETP) requis et autres ressources de diverses fonctions, et des contraintes supplémentaires peuvent être définies sur ces ressources supplémentaires. Les entrées dans ce modèle sont généralement reliées à partir d'autres modèles de feuilles de calcul. Par exemple, chaque projet aura son propre modèle de flux monétaire actualisé ou de rendements sur investissement. L'application ici consiste à maximiser le ratio de Sharpe du portefeuille selon certaines allocations de budget. De nombreuses autres versions de ce modèle peuvent être créées, par exemple pour la maximisation des rendements du portefeuille ou la minimisation des risques, ou l'ajout de contraintes supplémentaires où le nombre total de projets choisis ne peut pas dépasser 6, etc. Tous ces éléments peuvent être exécutés à l'aide de ce modèle existant.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Procédure:

- Ouvrez le fichier d'exemple, créez un nouveau profil en cliquant sur ***Simulateur de risques*** | ***Nouveau profil*** et donnez-lui un nom.
- La première étape de l'optimisation est de définir les variables de décision. Définissez la première variable de décision en sélectionnant la cellule J4, sélectionnez ***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Définir la décision***, cliquez sur l'icône pour sélectionnez la cellule de nom (B4), puis sélectionnez la variable ***binaire***. Puis en utilisant la fonction de copie du Simulateur de risques, copiez la variable de décision de cette cellule J4 et collez-la dans les cellules J5 à J15 restantes. C'est la meilleure méthode si vous avez plusieurs variables de décision et si vous pouvez attribuer un nom unique à chacune d'entre elles à des fins d'identification futures.
- La deuxième étape de l'optimisation est de définir les contraintes. Ici, nous avons deux contraintes: l'allocation du budget totale dans le portefeuille doit être inférieure à $5 000 et le nombre total de projets ne doit pas dépasser 6. Cliquez sur ***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Contraintes…*** et sélectionnez ***AJOUTER*** pour ajouter une nouvelle contrainte. Puis sélectionnez la cellule D17 et définissez-la sur inférieure ou égale (<=) à 5 000. Puis définissez la cellule J17 <= 6.
- La dernière étape de l'optimisation est de définir la fonction d'objectif et d'exécuter l'optimisation en sélectionnant la cellule C19 et ***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Définir l'objectif*** puis, d'exécuter l'optimisation en sélectionnant ***Simulateur de risques*** | ***Optimisation*** | ***Exécuter l'optimisation*** et l'optimisation de votre choix (statique, dynamique ou stochastique). Pour commencer, sélectionnez ***Optimisation statique.*** Vérifiez que la cellule d'objectif est le ratio de Sharpe ou le rapport rendement/risque du portefeuille et sélectionnez ***Maximiser***. Vous pouvez maintenant passer en revue les variables de décision et les contraintes si nécessaire, ou cliquer sur OK pour exécuter l'optimisation statique.

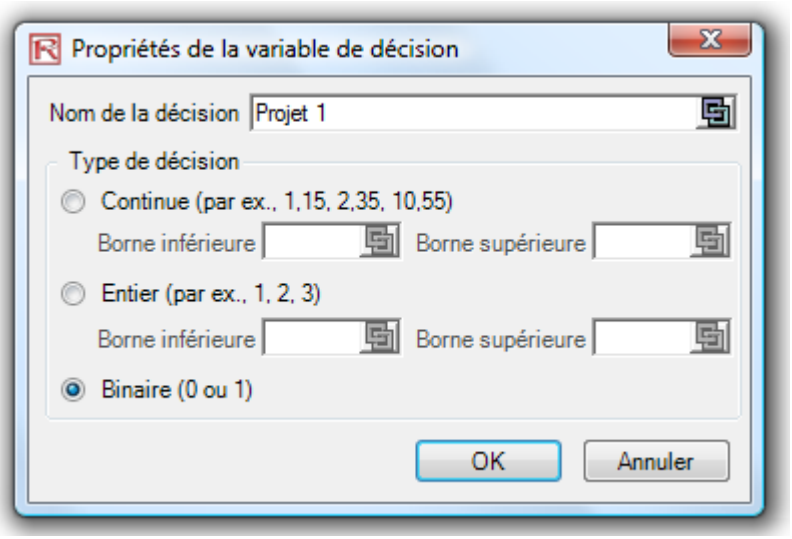
La figure 4.5 montre les captures d'écran des étapes de la procédure ci-dessus. Vous pouvez ajouter des suppositions de simulation sur les colonnes VANA et risque du modèle (colonnes C et E) et appliquer une optimisation dynamique et une optimisation stochastique pour vous entraîner encore plus.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

	Projets	VANA	Coût	Risque en $	Risque en %	Rapport rendement / risque	Index de rentabilité	Sélection
4	Projet 1	$458.00	$1,732.44	$54.96	12.00%	8.33	1.26	1.0000
5	Projet 2	$1,954.00	$859.00	$1,914.92	98.00%	1.02	3.27	1.0000
6	Projet 3	$1,599.00	$1,845.00	$1,551.03	97.00%	1.03	1.87	1.0000
7	Projet 4	$2,251.00	$1,645.00	$1,012.95	45.00%	2.22	2.37	1.0000
8	Projet 5	$849.00	$458.00	$925.41	109.00%	0.92	2.85	1.0000
9	Projet 6	$758.00	$52.00	$560.92	74.00%	1.35	15.58	1.0000
10	Projet 7	$2,845.00	$758.00	$5,633.10	198.00%	0.51	4.75	1.0000
11	Projet 8	$1,235.00	$115.00	$926.25	75.00%	1.33	11.74	1.0000
12	Projet 9	$1,945.00	$125.00	$2,100.60	108.00%	0.93	16.56	1.0000
13	Projet 10	$2,250.00	$458.00	$1,912.50	85.00%	1.18	5.91	1.0000
14	Projet 11	$549.00	$45.00	$263.52	48.00%	2.08	13.20	1.0000
15	Projet 12	$525.00	$105.00	$309.75	59.00%	1.69	6.00	1.0000
17	Total	$17,218.00	$8,197.44	$7,007	40.70%			12.00
18	Objectif :	MAX	<=5000					<=6
19	Ratio de Sharpe	2.4573						

La VANA est la valeur actualisée nette attendue de chaque investissement ou projet, le coût peut être le coût total de l'investissement et le risque est le coefficient de variation de la valeur actualisé nette attendue.

Figure 4.4 Modèle d'optimisation discrète en nombres entiers



 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

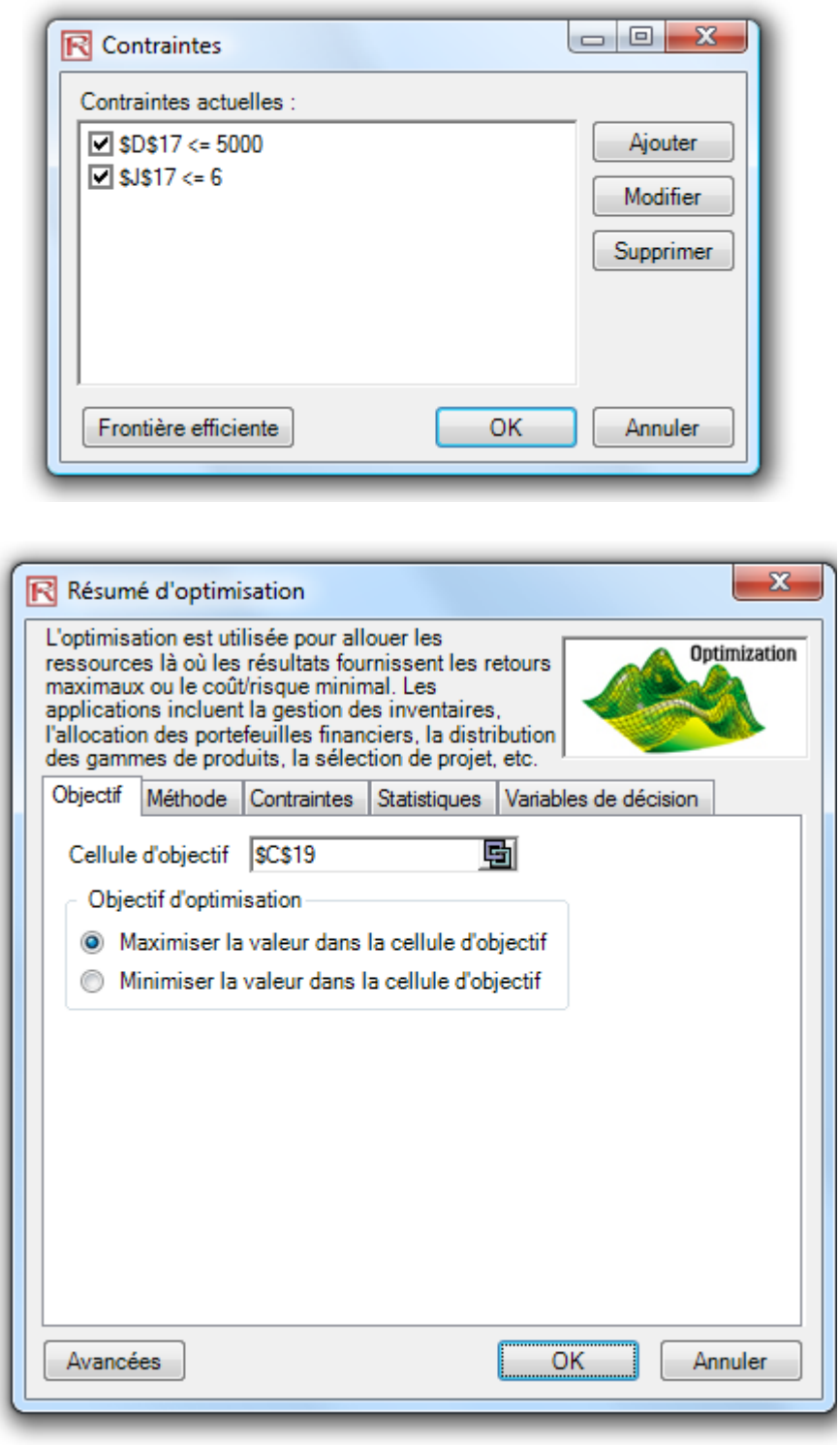


Figure 4.5 Exécution de l'optimisation discrète en nombres entiers dans le Simulateur de risques

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Interprétation des résultats:

La figure 4.6 montre un exemple de sélection optimale de projets maximisant le ratio de Sharpe. Inversement, on peut toujours maximiser les bénéfices totaux, mais comme auparavant, il s'agit d'un processus insignifiant, impliquant simplement de choisir le projet avec le rendement le plus élevé et de descendre dans la liste jusqu'à ce que vous soyez à court d'argent ou dépassiez la contrainte de budget. Cette pratique produit des projets théoriquement indésirables car les projets avec les rendements les plus élevés ont généralement les risques les plus élevés. Maintenant, si vous le souhaitez, vous pouvez répéter l'optimisation en utilisant une optimisation stochastique ou dynamique en ajoutant des suppositions aux valeurs de VANA, de risque et/ou de coût.

Projets	VANA	Coût	Risque en $	Risque en %	Rapport rendement / risque	Index de rentabilité	Sélection
Projet 1	$458.00	$1,732.44	$54.96	12.00%	8.33	1.26	1.0000
Projet 2	$1,954.00	$859.00	$1,914.92	98.00%	1.02	3.27	1.0000
Projet 3	$1,599.00	$1,845.00	$1,551.03	97.00%	1.03	1.87	1.0000
Projet 4	$2,251.00	$1,645.00	$1,012.95	45.00%	2.22	2.37	1.0000
Projet 5	$849.00	$458.00	$925.41	109.00%	0.92	2.85	1.0000
Projet 6	$756.00	$52.00	$560.92	74.00%	1.35	15.58	1.0000
Projet 7	$2,845.00	$758.00	$5,633.10	198.00%	0.51	4.75	1.0000
Projet 8	$1,235.00	$115.00	$926.25	75.00%	1.33	11.74	1.0000
Projet 9	$1,945.00	$125.00	$2,100.60	108.00%	0.93	16.56	1.0000
Projet 10	$2,250.00	$458.00	$1,912.50	85.00%	1.18	5.91	1.0000
Projet 11	$549.00	$45.00	$263.52	48.00%	2.08	13.20	1.0000
Projet 12	$525.00	$105.00	$309.75	59.00%	1.69	6.00	1.0000
Total	$17,218.00	$8,197.44	$7,007	40.70%			12.00
Objectif :	MAX	<=5000					<=6
Ratio de Sharpe	2.4573						

La VANA est la valeur actualisée nette attendue de chaque investissement ou projet, le coût peut être le coût total de l'investissement et le risque est le coefficient de variation de la valeur actualisé nette attendue.

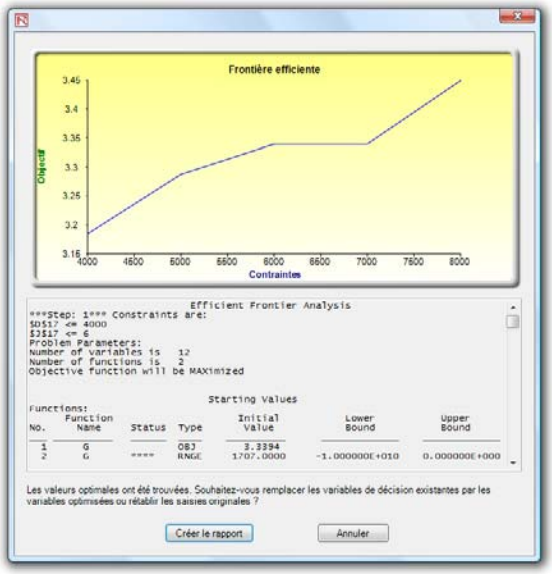


Figure 4.6 Sélection optimale de projets maximisant le ratio de Sharpe

Pour d'autres exemples d'optimisation pratiques en action, consultez l'étude de cas du chapitre 11 intitulé *Integrated Risk Analysis* de l'ouvrage *Real Options Analysis: Tools and Techniques*, 2ème édition (Wiley Finance, 2005). Cette étude de cas illustre comment générer une frontière efficiente et comment associer prévisions, simulation, optimisation et options réelles dans un processus analytique fluide.

4.4 Paramètres de frontière efficiente et d'optimisation avancés

Le deuxième graphique de la figure 4.5 montre les contraintes pour l'optimisation. Ici, si vous cliquez sur le bouton ***Frontière efficiente*** *après* avoir défini des contraintes, vous pouvez rendre ces contraintes changeantes. C'est-à-dire que chaque contrainte peut être créée de façon à ce qu'elle varie entre une valeur maximum et une valeur minimum. Par exemple, la contrainte dans la cellule J17 <= 6 peut être définie pour évoluer entre 4 et 8 (figure 4.7). C'est-à-dire que cinq optimisations seront exécutées, chacune avec les contraintes suivantes: J17 <= 4, J17 <= 5, J17 <= 6, J17 <= 7 et J17 <= 8. Les résultats optimaux seront ensuite tracés sous la forme d'une frontière efficiente et le rapport sera généré (figure 4.8). Spécifiquement, les points suivants illustrent les étapes nécessaires pour créer une contrainte changeante:

- Dans un modèle d'optimisation (c.-à-d. un modèle avec objectif, variables de décision et contraintes déjà définis), cliquez sur Simulateur de risques | Optimisation | Contraintes puis sur Frontière efficiente.
- Sélectionnez la contrainte que vous souhaitez rendre changeante (par ex. J17), entrez les paramètres pour Min, Max et Incrément (figure 4.7), puis cliquez sur AJOUTER, puis sur OK et à nouveau sur OK. Vous devez désélectionner la contrainte D17 <= 5000 avant l'exécution.
- Exécutez l'optimisation comme à l'accoutumée (Simulateur de risques | Optimisation | Exécuter l'optimisation). Vous pouvez choisir une optimisation statique, dynamique ou stochastique.
- Les résultats seront affichés sous la forme d'une interface utilisateur (figure 4.8). Cliquez sur Créer le rapport pour générer une feuille de calcul de rapport avec tous les détails des exécutions d'optimisation.

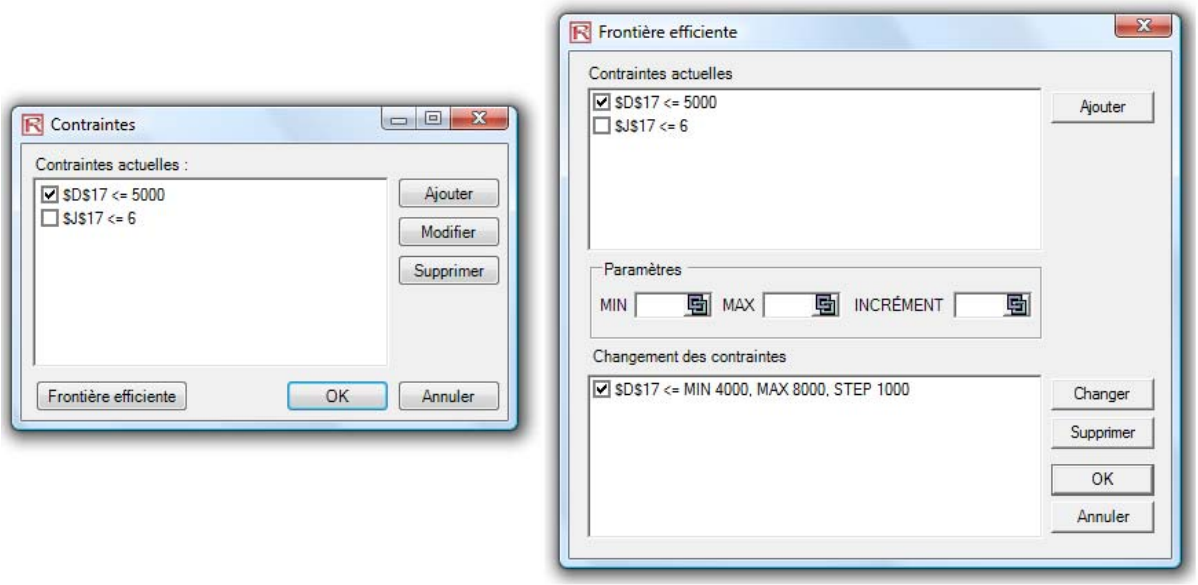


Figure 4.7 Génération de contraintes changeantes dans une frontière efficiente

Frontière efficiente

Problem Parameters:

Number of variables	12
Number of functions	2
Objective function will be	Maximized

STEP1, D17 <= 5000, J17 <= 4

Functions

Starting Values

No.	Function Name	Status	Type	Initial Value	Lower Bound	Upper Bound
1	G		OBJ	2.45726		
2	G	****	RNGE	8.00000	-1E+10	0

Final Results

No.	Function Name	Initial Value	Final Value	Status	Distance from Nearest Bound	Lagrange Multiplier
1	G	2.45726	3.46137	Objective		
2	G	8.00000	0.00000	UpperBnd	0.0000:U	0.23768

Variables

Starting Values

No.	Variable Name	Status	Initial Value	Lower Bound	Upper Bound
1	Projet 1	UL	1.00000	0	1
2	Projet 2	UL	1.00000	0	1
3	Projet 3	UL	1.00000	0	1
4	Projet 4	UL	1.00000	0	1
5	Projet 5	UL	1.00000	0	1
6	Projet 6	UL	1.00000	0	1
7	Projet 7	UL	1.00000	0	1
8	Projet 8	UL	1.00000	0	1
9	Projet 9	UL	1.00000	0	1
10	Projet 10	UL	1.00000	0	1
11	Projet 11	UL	1.00000	0	1
12	Projet 12	UL	1.00000	0	1

Final Results

No.	Variable Name	Initial Value	Final Value	Status	Distance from Nearest Bound	Reduced Gradient
1	Projet 1	1.00000	1.00000	NonBasic	UpperBnd	0.0511
2	Projet 2	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-1.0871
3	Projet 3	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-0.6530
4	Projet 4	1.00000	1.00000	NonBasic	UpperBnd	0.0969
5	Projet 5	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-0.2027
6	Projet 6	1.00000	0.00000	Basic	LowerBnd	
7	Projet 7	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-12.5993
8	Projet 8	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-0.1013
9	Projet 9	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-1.4016
10	Projet 10	1.00000	0.00000	NonBasic	LowerBnd	-1.0050
11	Projet 11	1.00000	1.00000	NonBasic	UpperBnd	0.0474
12	Projet 12	1.00000	1.00000	NonBasic	UpperBnd	0.0299

No.	Objective Function	Binding Constrs	Super Basics	Infeas Constr	Norm of Red. Grad	Hessian Cond.No.	Step Size	Degen Step
1	8.00000	0	12	1	0.12500	1	0	
2	1.09892	0	12	0	0.78957	1	0.8	

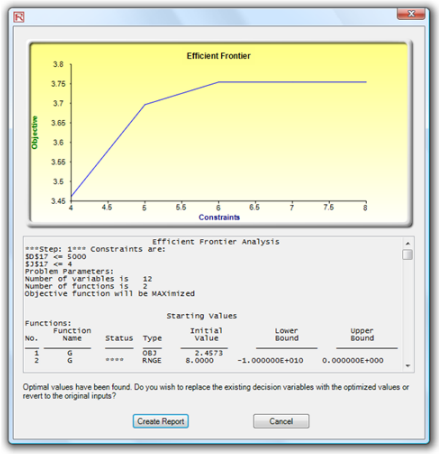


Figure 4.8 Résultats de la frontière efficiente

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

4.5 Optimisation stochastique

L'exemple suivant illustre l'application de l'optimisation stochastique en utilisant un exemple de modèle avec quatre classes d'actifs, chacune avec des caractéristiques de risque et de rendement différentes. Le but est de trouver la meilleure allocation de portefeuille afin de maximiser le rendement sur investissement ou le rapport rendement/risque du portefeuille. C'est-à-dire que le but est d'allouer 100 % de l'investissement d'un individu parmi plusieurs classes d'actifs différentes (par ex. différents types de fonds mutuels ou de styles d'investissements: croissance, valeur, croissance agressive, revenu, global, index, contre-courant, dynamique, etc.). Ce modèle est différent des autres car il existe plusieurs suppositions de simulation (valeurs de risque et de rendement pour chaque actif dans les colonnes C et D), comme illustré à la figure 4.9.

Une simulation est exécutée, puis une optimisation, et ensuite l'ensemble du processus est répété plusieurs fois pour obtenir les distributions de chaque variable de décision. La totalité de l'analyse peut être automatisée à l'aide de l'optimisation stochastique.

Pour exécuter une optimisation, plusieurs spécifications clés dans le modèle doivent d'abord être identifiées:

Objectif: Maximiser le rapport rendement / risque (C12)

Variables de décision: Poids des allocations (E6:E9)

Restrictions pour les variables de décision: Minimum et maximum requis (F6:G9)

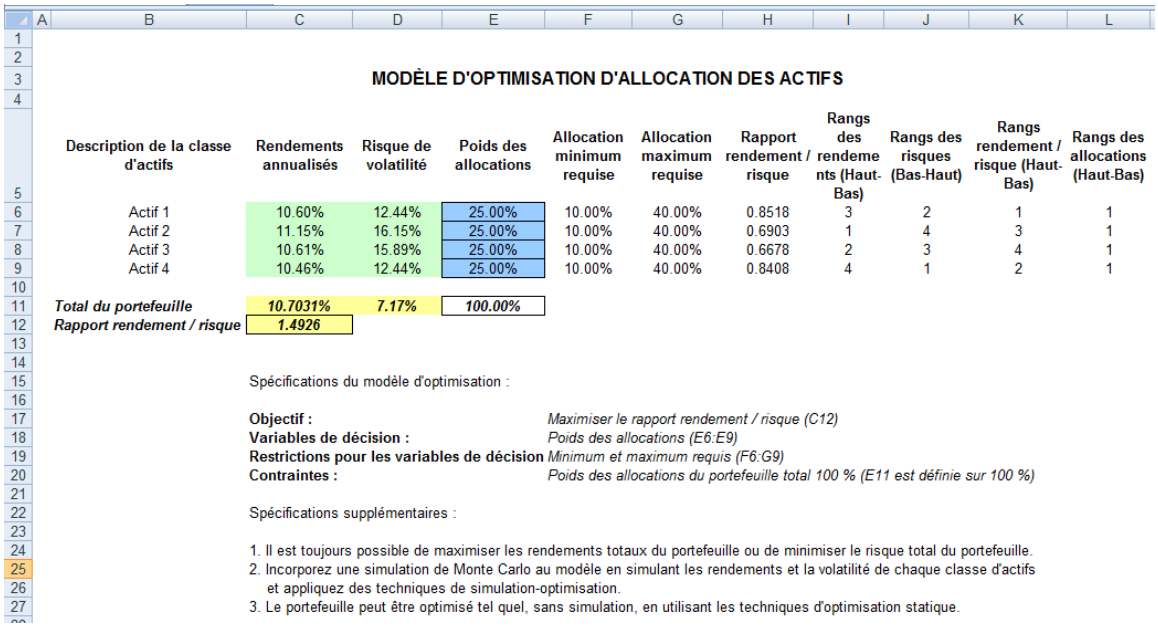
Contraintes: Poids des allocations du portefeuille total 100 % (E11 définie sur 100 %)

Suppositions de simulation: Valeurs de rendement et de risque (C6:D9)

Le modèle montre les différentes classes d'actifs. Chaque classe d'actifs a ses propres rendements annualisés et volatilités annualisées. Ces mesures du rendement et du risque sont des valeurs annualisées pour qu'elles puissent être comparées de façon cohérente entre les différentes classes d'actifs. Les rendements sont calculés en utilisant la moyenne géométrique des rendements relatifs, et les risques sont calculés en utilisant l'approche des rendements relatifs logarithmiques.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Les poids d'allocation dans la colonne E contiennent les variables de décision, qui sont les variables devant être manipulées et testées de façon à ce que le poids total soit contraint à 100 % (cellule E11). Généralement, pour commencer l'optimisation, nous définissons ces cellules sur une valeur uniforme. Dans ce cas, les cellules E6 à E9 sont définies sur 25 % chacune. De plus, chaque variable de décision peut avoir des restrictions spécifiques dans sa plage autorisée. Dans cet exemple, les allocations inférieure et supérieure autorisées sont 10 % et 40 %, comme vous pouvez le voir dans les colonnes F et G. Ce paramètre signifie que chaque classe d'actifs peut avoir ses propres bornes d'allocation.



MODÈLE D'OPTIMISATION D'ALLOCATION DES ACTIFS

Description de la classe d'actifs	Rendements annualisés	Risque de volatilité	Poids des allocations	Allocation minimum requise	Allocation maximum requise	Rapport rendement / risque	Rangs des rendements (Haut-Bas)	Rangs des risques (Bas-Haut)	Rangs rendement / risque (Haut-Bas)	Rangs des allocations (Haut-Bas)
Actif 1	10.60%	12.44%	25.00%	10.00%	40.00%	0.8518	3	2	1	1
Actif 2	11.15%	16.15%	25.00%	10.00%	40.00%	0.6903	1	4	3	1
Actif 3	10.61%	15.89%	25.00%	10.00%	40.00%	0.6678	2	3	4	1
Actif 4	10.46%	12.44%	25.00%	10.00%	40.00%	0.8408	4	1	2	1
Total du portefeuille	***10.7031%***	***7.17%***	***100.00%***							
Rapport rendement / risque	***1.4926***									

Spécifications du modèle d'optimisation :

Objectif : *Maximiser le rapport rendement / risque (C12)*
Variables de décision : *Poids des allocations (E6:E9)*
Restrictions pour les variables de décision *Minimum et maximum requis (F6:G9)*
Contraintes : *Poids des allocations du portefeuille total 100 % (E11 est définie sur 100 %)*

Spécifications supplémentaires :

1. Il est toujours possible de maximiser les rendements totaux du portefeuille ou de minimiser le risque total du portefeuille.
2. Incorporez une simulation de Monte Carlo au modèle en simulant les rendements et la volatilité de chaque classe d'actifs et appliquez des techniques de simulation-optimisation.
3. Le portefeuille peut être optimisé tel quel, sans simulation, en utilisant les techniques d'optimisation statique.

Figure 4.9: Modèle d'allocation des actifs prêt pour l'optimisation stochastique

Ensuite, la colonne H montre le rapport rendement/risque, qui est simplement le pourcentage de rendement divisé par le pourcentage de risque pour chaque actif, où plus cette valeur est élevée, plus le rendement est élevé. Le reste du modèle montre les rangs des classes d'actifs par rendements, risques, rapport rendement/risque et allocations. En d'autres termes, ces rangs vous permettent de voir d'un simple coup d'œil quelle classe d'actifs a les risques les plus faibles, les rendements les plus élevés, etc.

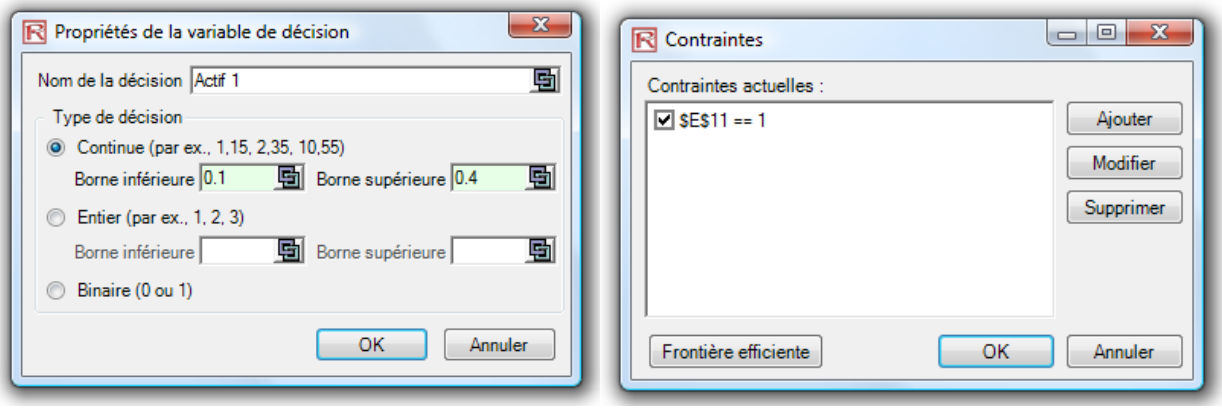
Exécuter une optimisation

Pour exécuter ce modèle, cliquez sur **Simulateur de risques | Optimisation | Exécuter l'optimisation**. Pour vous entraîner, vous pouvez aussi configurer le modèle en suivant les étapes suivantes.

1. Créez un nouveau profil (**Simulateur de risques | Nouveau profil**).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

2. Pour une optimisation stochastique, définissez les suppositions de la distribution sur le risque et les rendements pour chaque classe d'actif. C'est-à-dire sélectionnez la cellule **C6**, définissez une supposition (**Simulateur de risques | Définir la supposition d'entrée**) et créez votre propre supposition selon vos besoins. Répétez la procédure pour les cellules **C7** à **D9**.
3. Sélectionnez la cellule **E6**, définissez la variable de décision (**Simulateur de risques | Optimisation** | **Définir la décision** ou cliquez sur l'icône *Définir la décision* ***D***) et faites-en une **variable continue**, puis reliez le nom de la variable de décision et les valeurs minimum/maximum requises aux cellules pertinentes (**B6, F6, G6**).
4. Puis utilisez la fonction de **copie** du **Simulateur de risques** sur la cellule **E6**, sélectionnez les cellules **E7** à **E9**, utilisez la fonction de **collage** du **Simulateur de risques** (**Simulateur de risques | Copier le paramètre**) et **Simulateur de risques | Coller le paramètre** ou utilisez les icônes de copie et de collage). Attention, n'utilisez pas les fonctions de copie et de collage Excel normales.
5. Ensuite, définissez les contraintes de l'optimisation en sélectionnant **Simulateur de risques | Optimisation** | **Contraintes**, puis **AJOUTER**, et en sélectionnant la cellule **E11** et en la définissant sur **100 %** (allocation totale, n'oubliez pas le signe %).
6. Sélectionnez la cellule **C12**, l'objectif à maximiser, et faites-en l'objectif: **Simulateur de risques | Optimisation** | **Définir l'objectif** ou cliquez sur l'icône **O**.
7. Exécutez l'optimisation en allant à **Simulateur de risques | Optimisation** | **Exécuter l'optimisation**. Passez les différents onglets en revue pour vérifier que toutes les entrées des étapes 2 et 3 sont correctes. Sélectionnez l'**optimisation stochastique** et laissez-la s'exécuter pendant 500 essais répétés 20 fois (la figure 4.10 illustre ces étapes de configuration).



 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

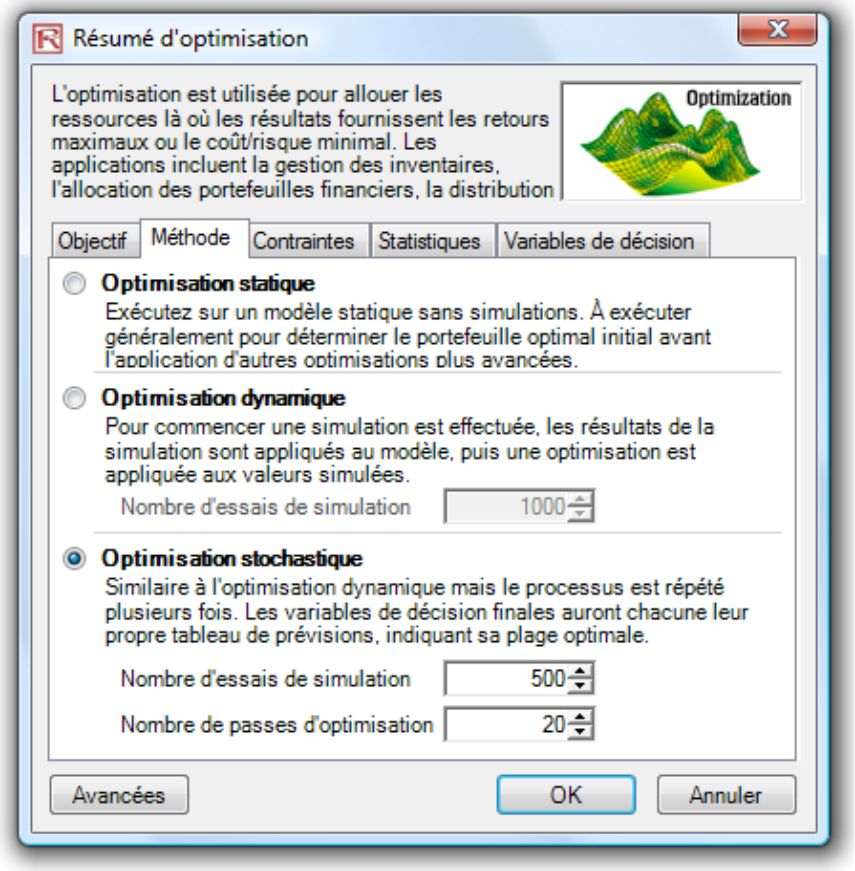


Figure 4.10: Configuration du problème d'optimisation stochastique

Cliquez sur **OK** une fois la simulation terminée et un rapport d'optimisation stochastique détaillé sera généré, ainsi que des graphiques de prévisions des variables de décision.

Consulter et interpréter les résultats des prévisions

Une optimisation stochastique est effectuée quand on exécute une simulation, suivie d'une optimisation. Puis la totalité de l'analyse est répétée plusieurs fois. Le résultat est une distribution de chaque variable de décision, au lieu d'une estimation à point unique (figure 4.11). Cela signifie qu'au lieu de dire que vous devriez investir 30,57 % dans l'actif 1, la décision optimale est d'investir entre 30,10 % et 30,99 % tant que le portefeuille total est égal à 100 %. De cette façon, les résultats fournissent aux cadres de direction ou aux preneurs de décision une plage de souplesse dans les décisions optimales, tout en tenant compte des risques et des incertitudes dans les entrées.

Remarques:

- **Simulation hyper rapide avec optimisation**. Vous pouvez aussi exécuter une optimisation stochastique avec la simulation hyper rapide. Pour ce faire, réinitialisez l'optimisation en réinitialisant les quatre variables de décision sur

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

25 %. Puis sélectionnez ***Exécuter l'optimisation***, cliquez sur le bouton ***Avancé*** (figure 4.10) et cochez la case ***Exécuter la simulation hyper rapide***. Ensuite dans l'interface utilisateur de l'exécution de l'optimisation, sélectionnez ***Optimisation stochastique*** dans l'onglet ***Méthode*** et configurez-la pour ***500*** essais et ***20*** exécutions d'optimisation, puis cliquez sur ***OK***. Cette approche intégrera la simulation hyper rapide et l'optimisation, et vous remarquerez que l'optimisation stochastique s'exécute beaucoup plus rapidement. Vous pouvez alors rapidement ré-exécuter l'optimisation avec un nombre d'essais de simulation plus élevé.

- **Statistiques de la simulation pour l'optimisation stochastique et l'optimisation dynamique**. Notez que s'il y a des suppositions de simulation d'entrée dans le modèle d'optimisation (c.-à-d. ces suppositions d'entrée sont requises pour exécuter les routines d'optimisation dynamique ou stochastique), l'onglet ***Statistiques*** contient désormais des données dans l'interface utilisateur ***Exécuter l'optimisation***. Vous pouvez sélectionner les statistiques de votre choix dans la liste déroulante, notamment moyenne, écart type, coefficient de variation, moyenne conditionnelle, variance conditionnelle, percentile spécifique, etc. Cela signifie que si vous exécutez une optimisation stochastique, une simulation de mille essais sera d'abord exécutée, puis la statistique sélectionnée sera calculée et cette valeur sera placée temporairement dans la cellule de supposition de simulation, puis une optimisation sera exécutée d'après cette statistique, et enfin l'ensemble du processus sera répété plusieurs fois. Cette méthode est importante et utile pour les applications bancaires afin de calculer la valeur au risque (VaR) conditionnelle.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

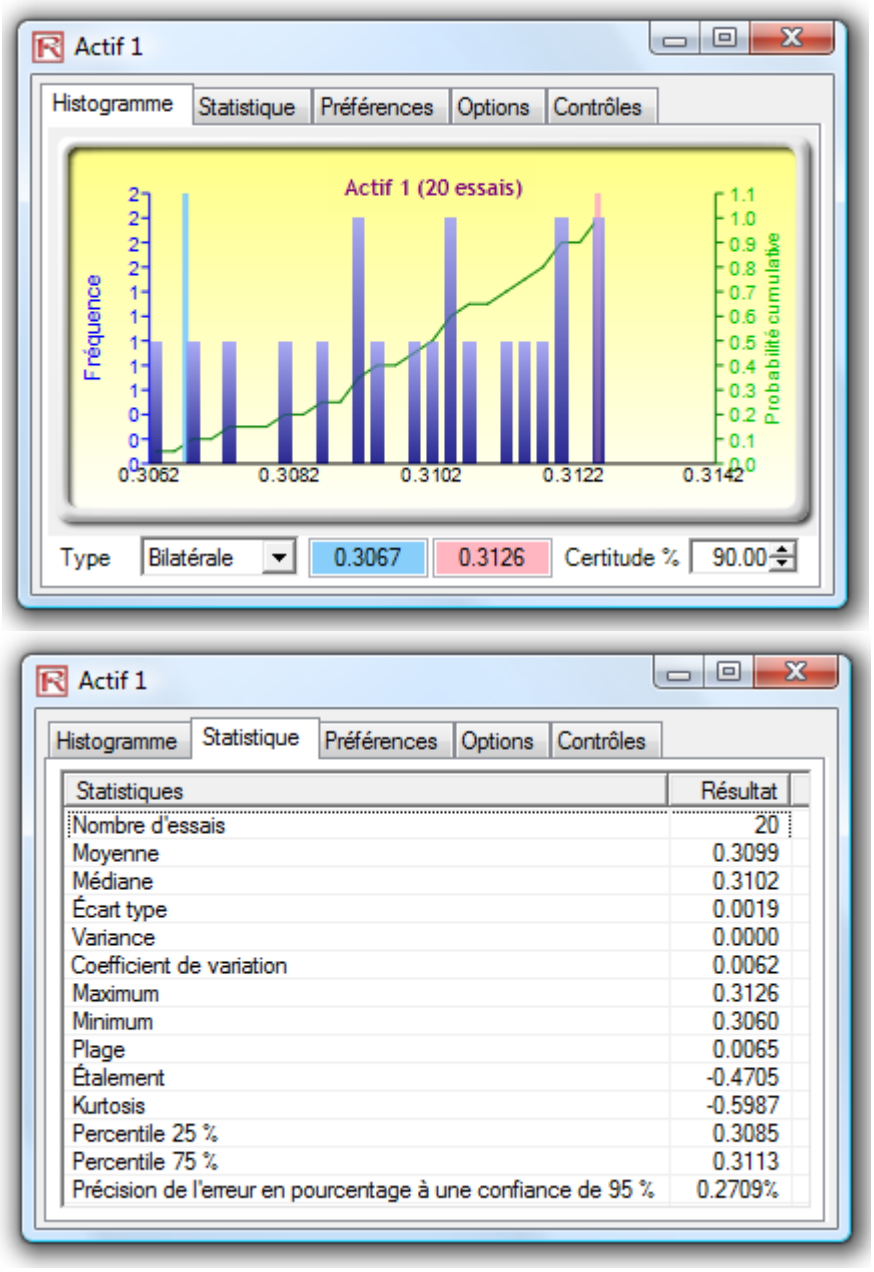


Figure 4.11: Résultats simulés de l'approche d'optimisation stochastique

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5

5. OUTILS ANALYTIQUES DU SIMULATEUR DE RISQUES

Ce chapitre traite des outils analytiques du Simulateur de risques. Ces outils analytiques sont abordés par le biais d'exemples d'applications du Simulateur de risques, avec des illustrations étape par étape. Ce sont des outils précieux pour les analystes qui travaillent dans le domaine de l'analyse des risques. L'utilisation de chaque outil est abordée en détails de ce chapitre.

5.1 Outils Tornado et de sensibilité dans la simulation

Théorie:

Un outil de simulation puissant est l'analyse Tornado: elle capture les impacts statiques de chaque variable sur la sortie du modèle. Cela signifie que l'outil perturbe automatiquement chaque variable dans le modèle par un montant prédéfini, capture la fluctuation sur la prévision ou le résultat final du modèle et répertorie les perturbations résultantes, de la plus significative à la moins significative. Les figures 5.1 à 5.6 illustrent l'application d'une analyse Tornado. Par exemple, la figure 5.1 est un exemple de modèle de flux monétaire actualisé où les suppositions d'entrée du modèle sont affichées. La question est quels sont les facteurs de succès critiques qui affectent le plus la sortie du modèle ? C'est-à-dire qu'est-ce qui est vraiment le facteur clé de la valeur actualisée nette de $96,63 ou quelle variable d'entrée a l'impact le plus important sur cette valeur ?

L'outil de graphique Tornado est accessible par le biais de ***Simulateur de risques | Outils | Analyse Tornado***. Pour suivre le premier exemple, ouvrez le fichier ***Tornado and Sensitivity Charts (Linear) (graphiques Tornado et de sensibilité (linéaires))*** dans le dossier d'exemples. La figure 5.2 montre cet exemple de modèle où la cellule G6 contenant la valeur actualisée nette est choisie comme résultat cible à analyser. Les précédents de la cellule cible dans le modèle sont utilisés pour créer le graphique Tornado. Les précédents sont toutes les variables d'entrée et intermédiaires qui affectent la sortie du modèle. Par exemple, si le modèle est A = B + C, où C = D + E, puis B, D et

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

E sont les précédents pour A (C n'est pas un précédent car c'est seulement une valeur calculée intermédiaire). La figure 5.2 montre également la plage de test de chaque variable de précédent utilisée pour estimer le résultat cible. Si les variables de précédent sont de simples entrées, alors la plage de test sera une simple perturbation basée sur la plage choisie (par ex. la valeur par défaut est ±10 %). Chaque variable de précédent peut être perturbée de différents pourcentages si nécessaire. Une plage plus large est importante car elle est mieux à même de tester des valeurs extrêmes plutôt que des perturbations plus petites autour des valeurs attendues. Dans certaines circonstances, les valeurs extrêmes peuvent avoir un impact plus grand, plus petit ou déséquilibré (par ex. des non linéarités peuvent survenir quand des dérives des objectifs ou des économies d'échelles croissantes ou décroissantes surviennent pour des valeurs plus grandes ou plus petites d'une variable) et seule une plage plus large capturera cet impact non linéaire.

Modèle de flux monétaires actualisés

Année de base	*2005*	*VA des bénéfices nets*	***$1,896.63***		
Taux de réduction ajusté aux risques du marché	*15.00%*	*VA des investissements*	***$1,800.00***		
Taux de réduction de risque privé	*5.00%*	*Valeur actualisée nette (VAN)*	***$96.63***		
Taux de croissance des ventes annualisé	*2.00%*	*Taux de rendement interne*	*18.80%*		
Taux d'effritement des prix	*5.00%*	*Rendement des investissements*	*5.37%*		
Taux d'imposition effectif	*40.00%*				

	2005	*2006*	*2007*	*2008*	*2009*
Prix moyen du produit A	$10.00	$9.50	$9.03	$8.57	$8.15
Prix moyen du produit B	$12.25	$11.64	$11.06	$10.50	$9.98
Prix moyen du produit C	$15.15	$14.39	$13.67	$12.99	$12.34
Quantité du produit A	50.00	51.00	52.02	53.06	54.12
Quantité du produit B	35.00	35.70	36.41	37.14	37.89
Quantité du produit C	20.00	20.40	20.81	21.22	21.65
Recettes totales	***$1,231.75***	***$1,193.57***	***$1,156.57***	***$1,120.71***	***$1,085.97***
Coût des biens vendus	$184.76	$179.03	$173.48	$168.11	$162.90
Marge bénéficiaire brute	***$1,046.99***	***$1,014.53***	***$983.08***	***$952.60***	***$923.07***
Frais d'exploitation	$157.50	$160.65	$163.86	$167.14	$170.48
Coûts des ventes, généraux et d'administration	$15.75	$16.07	$16.39	$16.71	$17.05
Bénéfice d'exploitation (EBITDA)	***$873.74***	***$837.82***	***$802.83***	***$768.75***	***$735.54***
Dépréciation	$10.00	$10.00	$10.00	$10.00	$10.00
Amortissement	$3.00	$3.00	$3.00	$3.00	$3.00
Résultat avant intérêts et impôts (EBIT)	***$860.74***	***$824.82***	***$789.83***	***$755.75***	***$722.54***
Paiements des intérêts	$2.00	$2.00	$2.00	$2.00	$2.00
Résultat avant impôts (EBT)	***$858.74***	***$822.82***	***$787.83***	***$753.75***	***$720.54***
Impôts	$343.50	$329.13	$315.13	$301.50	$288.22
Bénéfice net	***$515.24***	***$493.69***	***$472.70***	***$452.25***	***$432.33***
Dépréciation	$13.00	$13.00	$13.00	$13.00	$13.00
Changement dans les fonds de roulement	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00
Dépenses en capital	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00
Flux monétaires disponibles	***$528.24***	***$506.69***	***$485.70***	***$465.25***	***$445.33***

Investissements	***$1,800.00***

Figure 5.1: Exemple de modèle

Procédure:

- Sélectionnez la cellule de sortie unique (c.-à-d. une cellule avec une fonction ou une équation) dans un modèle Excel (dans notre exemple, la cellule G6 est sélectionnée).
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Analyse Tornado.

- Passez les précédents en revue et renommez-les selon vos besoins (l'utilisation de noms plus courts pour les précédents permet des graphiques Tornado et en araignée plus agréables à visualiser), puis cliquez sur OK.

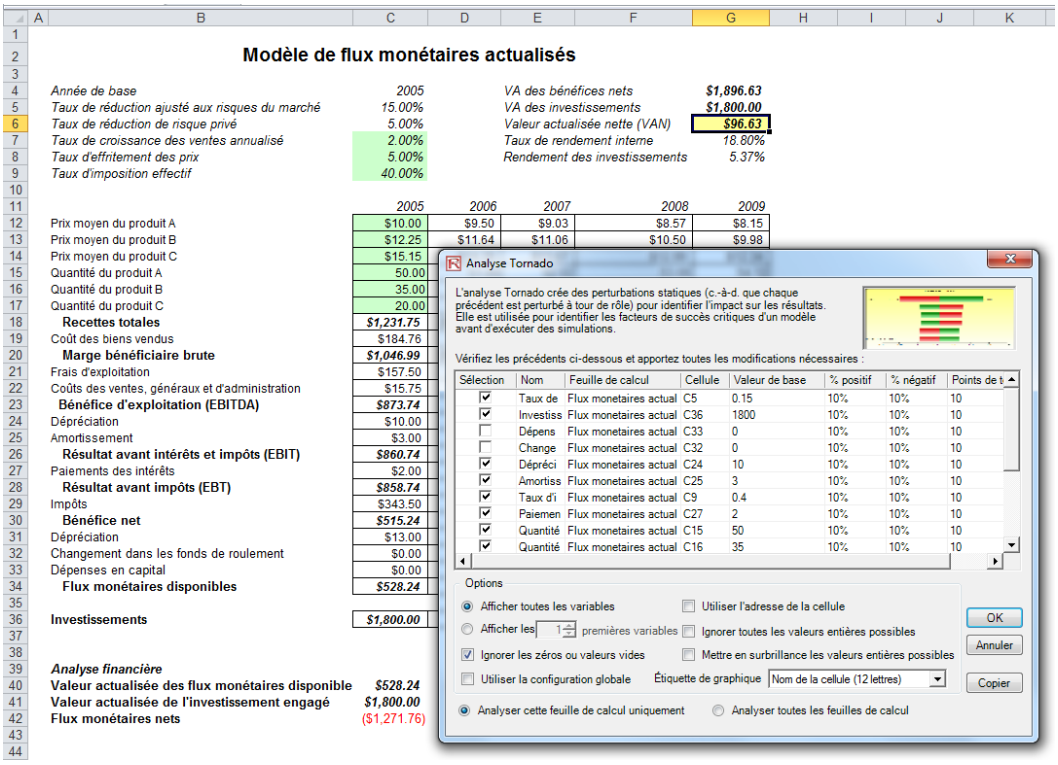


Figure 5.2 – Exécuter l'analyse Tornado

Interprétation des résultats:

La figure 5.3 montre le rapport de l'analyse Tornado résultant, qui indique que l'investissement engagé a l'impact le plus important en valeur actualisée nette, suivi du taux d'imposition, du prix de vente moyen et de la quantité demandée, et ainsi de suite. Le rapport contient quatre éléments distincts:

- Résumé statistique répertoriant la procédure effectuée.
- Le tableau de sensibilité (figure 5.4) montre la valeur de référence de la valeur actualisée nette de début de 96,63 et comment chaque entrée est modifiée (par ex. l'investissement change de $1 800 à $1 980 du côté supérieur avec une fluctuation de +10 %, et de $1 800 à $1 620 du côté inférieur avec une fluctuation de –10 %). Les valeurs du côté supérieur et du côté inférieur de la VAN résultantes sont –$83,37 et $276,63, avec un changement total de $360, en faisant la variable avec l'impact le plus important sur la VAN. Les variables de précédents sont classées de l'impact le plus important à l'impact le moins important.

- Le graphique en araignée (figure 5.5) illustre ces effets graphiquement. L'axe *y* est la valeur cible de la VAN et l'axe *x* représente le changement de pourcentage sur chacune des valeurs de précédents (le point central est la valeur de référence à 96,63 à 0 % de changement de la valeur de référence de chaque précédent). Une pente positive indique une relation ou effet positif et des pentes négatives indiquent une relation négative (par ex. l'investissement a une pente négative, ce qui signifie que plus le niveau d'investissement est élevé, plus la VAN est faible). La valeur absolue de la pente indique la magnitude de l'effet (une pente à forte inclinaison indique un impact plus important sur l'axe y de la VAN d'après un changement de l'axe x du précédent).
- Le graphique Tornado illustre cela d'une autre façon, avec le précédent ayant l'impact le plus important en premier. L'axe x est la valeur de la VAN et le centre du graphique la condition de référence. Les barres vertes indiquent un effet positif et les barres rouges un effet négatif. Ainsi, pour les investissements, la barre rouge sur le côté droit indique un effet négatif de l'investissement sur une VAN supérieure: en d'autres termes, l'investissement engagé et la VAN ont une corrélation négative. Le contraire est vrai pour le prix et la quantité de produits A à C (leurs barres vertes sont sur le côté droit du graphique).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Graphiques Tornado et en araignée

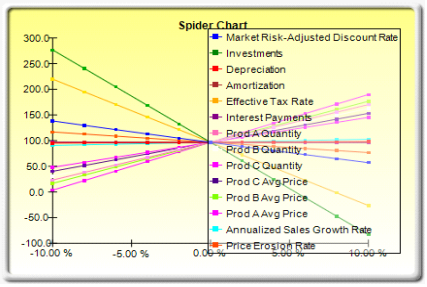
Résumé statistique

Un outil de simulation puissant est le graphique Tornado : il capture les impacts statiques de chaque variable sur la sortie du modèle. Cela signifie que l'outil perturbe automatiquement chaque variable de précédent dans le modèle par un montant prédéfini par l'utilisateur, capture la fluctuation sur la prévision ou le résultat final du modèle et répertorie les perturbations résultantes, de la plus significative à la moins significative. Les précédents sont toutes les variables d'entrée et intermédiaires qui affectent la sortie du modèle. Par exemple, si le modèle est A = B + C, où C = D + E, alors B, D et E sont les précédents pour A (C n'est pas un précédent car c'est seulement une valeur calculée intermédiaire). La plage et le nombre de valeurs perturbées sont spécifiés par l'utilisateur et peuvent être définis pour tester des valeurs extrêmes plutôt que des perturbations plus petites autour des valeurs attendues. Dans certaines circonstances, les valeurs extrêmes peuvent avoir un impact plus grand, plus petit ou déséquilibré (par ex., des non linéarités peuvent survenir quand des dérives des objectifs ou des économies d'échelles croissantes ou décroissantes surviennent pour des valeurs plus grandes ou plus petites d'une variable) et seule une plage plus large capturera cet impact non linéaire.

Un graphique Tornado répertorie toutes les entrées qui régissent le modèle, en commençant par la variable d'entrée ayant le plus d'effet sur les résultats. Le graphique est obtenu en perturbant chaque entrée de précédent sur une plage cohérente (par ex., ±10 % de la référence) l'une après l'autre, et en comparant leurs résultats à la référence. Un graphique en araignée ressemble à une araignée, avec le corps au centre d'où partent les nombreuses pattes. Une ligne à inclinaison positive indique une relation positive et une ligne à inclinaison négative indique une relation négative. En outre, les graphiques en araignée peuvent être utilisés pour visualiser les relations linéaires et non linéaires. Les graphiques Tornado et en araignée aident à identifier les facteurs de succès critiques d'une cellule de sortie afin d'identifier les entrées à simuler. Les variables critiques identifiées qui sont incertaines sont celles qui doivent être simulées. Ne perdez pas de temps à simuler des variables qui ne sont pas incertaines et qui n'ont qu'un faible impact sur les résultats.

Résultat

	Base Value: 96.6261638553219			Input Changes		
Precedent Cell	Output Downside	Output Upside	Effective Range	Input Downside	Input Upside	Base Case Value
C36: Investments	276.62616	-83.373836	360.00	$1,620.00	$1,980.00	$1,800.00
C9: Effective Tax Rate	219.72693	-26.474599	246.20	36.00%	44.00%	40.00%
C12: Prod A Avg Price	3.4255424	189.82679	186.40	$9.00	$11.00	$10.00
C13: Prod B Avg Price	16.706631	176.5457	159.84	$11.03	$13.48	$12.25
C15: Prod A Quantity	23.177498	170.07483	146.90	45.00	55.00	50.00
C16: Prod B Quantity	30.533	162.71933	132.19	31.50	38.50	35.00
C14: Prod C Avg Price	40.146587	153.10574	112.96	$13.64	$16.67	$15.15
C17: Prod C Quantity	48.047369	145.20496	97.16	18.00	22.00	20.00
C5: Market Risk-Adjusted Discount Rate	138.23913	57.029841	81.21	13.50%	16.50%	15.00%
C8: Price Erosion Rate	116.80381	76.640952	40.16	4.50%	5.50%	5.00%
C7: Annualized Sales Growth Rate	90.588354	102.68541	12.10	1.80%	2.20%	2.00%
C24: Depreciation	95.084173	98.168155	3.08	$9.00	$11.00	$10.00
C25: Amortization	96.163566	97.088761	0.93	$2.70	$3.30	$3.00
C27: Interest Payments	97.088761	96.163566	0.93	$1.80	$2.20	$2.00



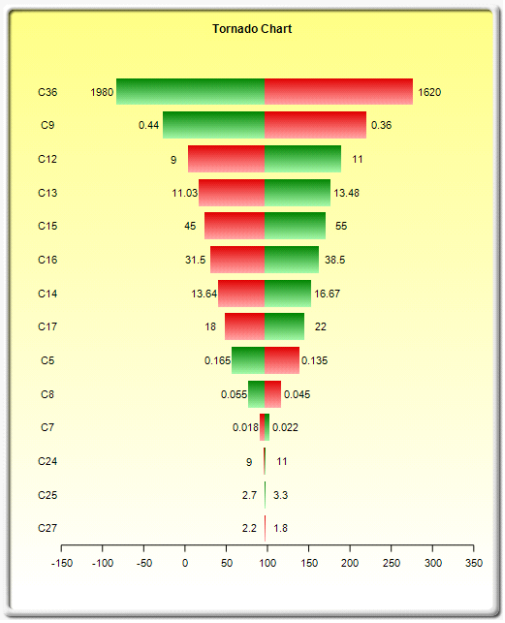


Figure 5.3 – Rapport d'analyse Tornado

Remarques:

N'oubliez pas que l'analyse Tornado est une analyse de sensibilité *statique* appliquée à chaque variable d'entrée du modèle, c'est-à-dire que chaque variable est perturbée individuellement et que les effets résultants sont tabulés. Cela fait de l'analyse Tornado un composant clé à exécuter avant une simulation. C'est dans l'une des toutes premières étapes de l'analyse des risques que les facteurs d'impact clés les plus importants du modèle sont capturés et identifiés. L'étape suivante consiste à identifier lesquels de ces

facteurs d'impact clés sont incertains. Ces facteurs d'impact incertains sont les facteurs de succès critiques d'un projet, où les résultats du modèle dépendent de ces facteurs de succès critiques. Ces variables sont celles qui doivent être simulées. Ne perdez pas de temps à simuler des variables qui ne sont pas incertaines ou qui n'ont qu'un faible impact sur les résultats. Les graphiques Tornado vous aident à identifier ces facteurs de succès critiques rapidement et facilement. En suivant cet exemple, il se peut que le prix et la quantité doivent être simulés, en supposant que l'investissement requis et le taux d'imposition sont connus à l'avance et ne changent pas.

	Valeur de base : 96.6261638553219			Changements d'entrée		
Cellule du précédent	Côté inférieur de la sortie	Côté supérieur de la sortie	Plage effective	Côté inférieur de l'entrée	Côté supérieur de l'entrée	Valeur de référence
C36: Investissements	276.626164	-83.37383614	360.00	$1,620.00	$1,980.00	$1,800.00
C9: Taux d'imposition effectif	219.726927	-26.47459915	246.20	36.00%	44.00%	40.00%
C12: Prix moyen du produit A	3.4255424	189.8267853	186.40	$9.00	$11.00	$10.00
C13: Prix moyen du produit B	16.706631	176.5456968	159.84	$11.03	$13.48	$12.25
C15: Quantité du produit A	23.1774976	170.0748301	146.90	45.00	55.00	50.00
C16: Quantité du produit B	30.5329996	162.7193281	132.19	31.50	38.50	35.00
C14: Prix moyen du produit C	40.1465873	153.1057405	112.96	$13.64	$16.67	$15.15
C17: Quantité du produit C	48.0473693	145.2049584	97.16	18.00	22.00	20.00
C5: Taux de réduction ajusté aux risques du	138.239127	57.029841	81.21	13.50%	16.50%	15.00%
C8: Taux d'effritement des prix	116.803809	76.64095245	40.16	4.50%	5.50%	5.00%
C7: Taux de croissance des ventes annualis	90.5883543	102.6854117	12.10	1.80%	2.20%	2.00%
C24: Dépréciation	95.0841725	98.1681552	3.08	$9.00	$11.00	$10.00
C25: Amortissement	96.1635665	97.08876126	0.93	$2.70	$3.30	$3.00
C27: Paiements des intérêts	97.0887613	96.16356645	0.93	$1.80	$2.20	$2.00

Figure 5.4 – Tableau de sensibilité

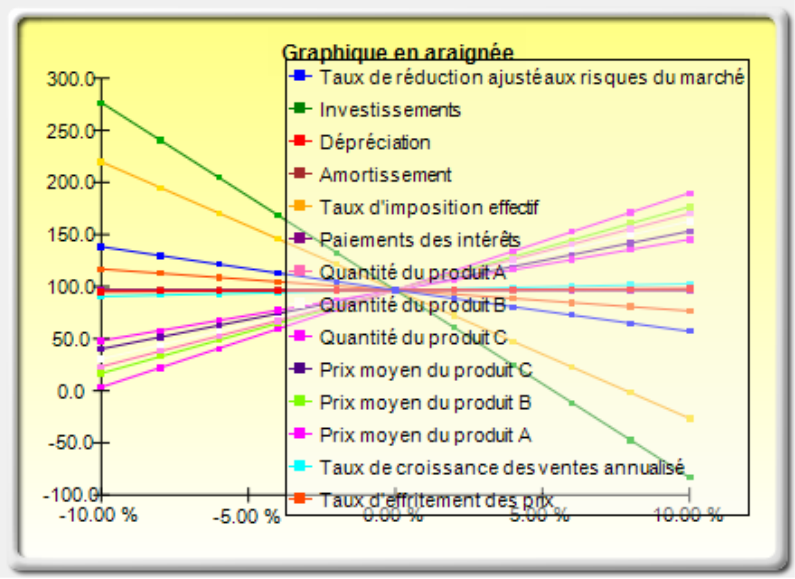


Figure 5.5 – Graphique en araignée

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

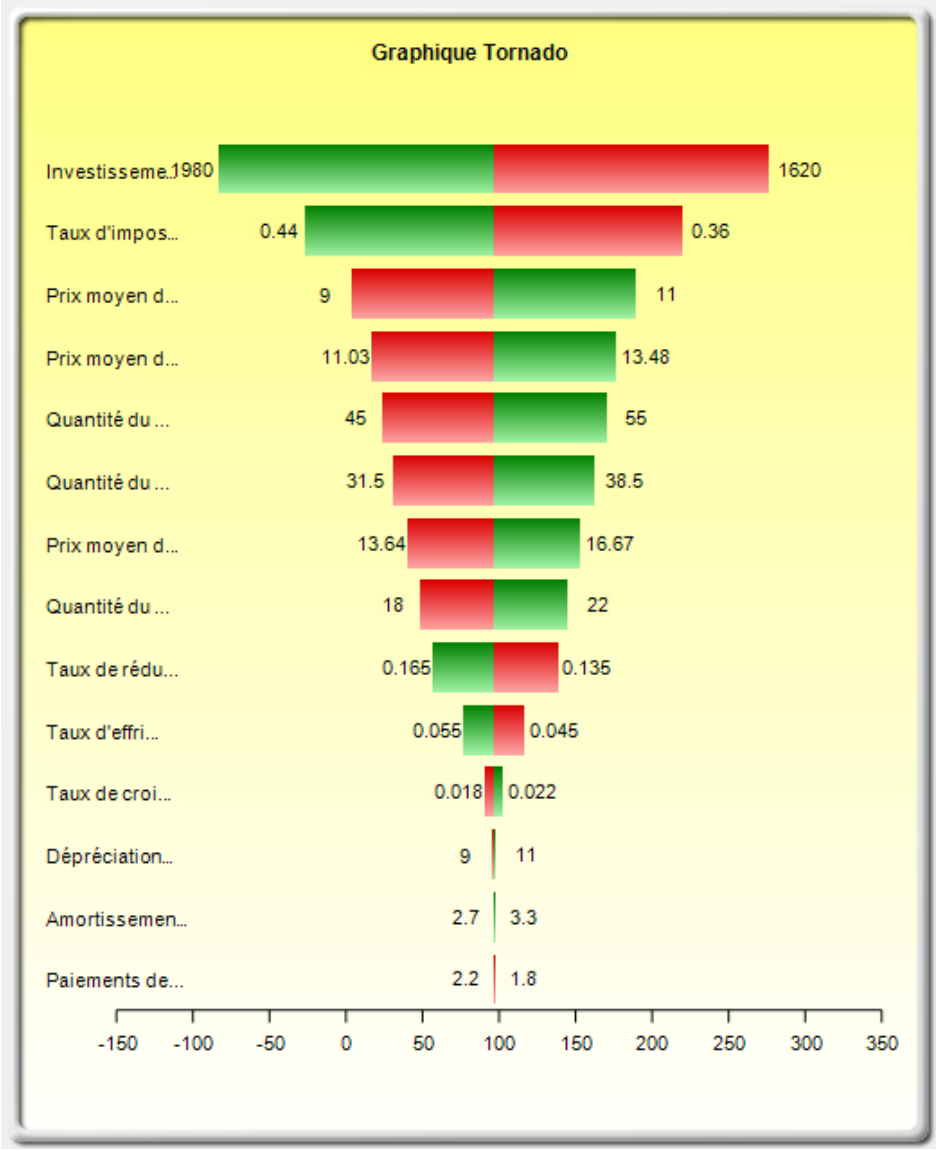


Figure 5.6 – Graphique Tornado

Bien que le graphique Tornado soit plus facile à lire, le graphique en araignée est important pour déterminer s'il y a des non linéarités dans le modèle. Par exemple, la figure 5.7 illustre un autre graphique en araignée où les non linéarités sont relativement évidentes (les lignes sur le graphique ne sont pas droites mais incurvées). Le modèle utilisé est ***Tornado and Sensitivity Charts (Nonlinear) (graphiques Tornado et en araignée (non linéaires)***, qui utilise le modèle de cours de l'action de Black-Scholes comme exemple. De telles non linéarités ne peuvent pas être établies à partir d'un graphique Tornado et peuvent êtres des informations importantes dans le modèle ou fournir une vision clé de la dynamique du modèle aux preneurs de décisions.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

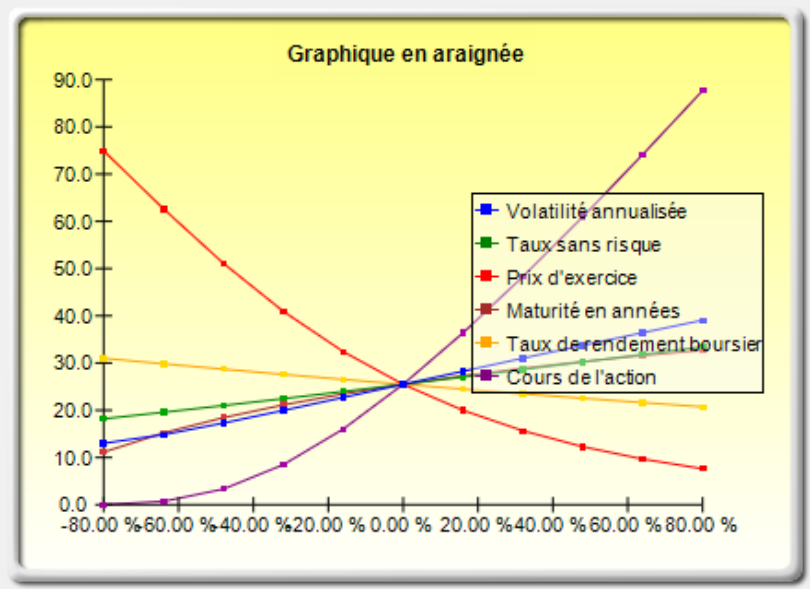


Figure 5.7 – Graphique en araignée non linéaire

Remarques supplémentaires au sujet de l'analyse Tornado:

La figure 5.2 illustre l'interface utilisateur de l'outil d'analyse Tornado. Notez que plusieurs améliorations ont été apportées à partir de la version 4 du Simulateur de risques. Voici quelques conseils pour l'exécution de l'analyse Tornado et des informations plus détaillées sur ces améliorations.

- L'analyse Tornado ne doit jamais être exécutée qu'une seule fois. C'est un outil de diagnostic de modèle, ce qui signifie qu'idéalement, elle devrait être exécutée plusieurs fois sur le même modèle. Par exemple, dans un grand modèle, l'analyse Tornado peut être exécutée une première fois en utilisant tous les paramètres par défaut et en affichant tous les précédents (sélectionnez **Afficher toutes les variables**). Le résultat peut être un rapport volumineux et de longs graphiques Tornado (parfois peu esthétiques). Néanmoins, cette analyse fournit un excellent point de départ pour déterminer combien des précédents sont considérés comme des facteurs de succès critiques. Par exemple, le graphique Tornado peut montrer que les 5 premières variables ont un impact important sur la sortie alors que les 200 variables restantes n'en ont que peu ou pas du tout ; dans ce cas, une deuxième analyse Tornado affichant moins de variables est exécutée (par ex. sélectionnez **Afficher les 10 premières variables** si les 5 premières sont critiques, ce qui crée un rapport et un graphique Tornado de qualité, montrant un contraste entre les facteurs clés et les facteurs moins importants. Il ne faut jamais afficher un graphique Tornado avec uniquement les variables clés sans afficher des variables moins importantes afin d'illustrer le contraste de leur effet sur la sortie). Enfin, les points de test par défaut peuvent être augmentés de la valeur ±10% du

paramètre à une valeur plus grande pour tester la présence de non linéarités (le graphique en araignée montrera les lignes non linéaires et les graphiques Tornado seront étalés vers un côté si les effets des précédents sont non linéaires).

- **Utiliser l'adresse de la cellule** Cette option est très utile si votre modèle est grand, car elle vous permet d'identifier l'emplacement (nom de la feuille de calcul et adresse de la cellule) d'une cellule de précédent. Si cette option n'est pas sélectionnée, le logiciel appliquera sa propre *logique floue* pour essayer de déterminer le nom de chaque variable de précédent (parfois, les noms peuvent devenir difficiles dans un grand modèle avec des variables répétées ou les noms peuvent être trop longs, rendant le graphique Tornado peu esthétique).
- **Analyser cette feuille de calcul uniquement** et **Analyser toutes les feuilles de calcul** Cette option vous permet de contrôler si les précédents doivent faire uniquement partie de la feuille de calcul actuelle ou inclure toutes les feuilles de calcul du classeur. Cette option est pratique quand vous essayez seulement d'analyser une sortie basée sur les valeurs dans la feuille de calcul actuelle, et non d'effectuer une recherche globale de tous les précédents reliés dans plusieurs feuilles de calcul du même classeur.
- **Utiliser la configuration globale** Cette option est utile quand vous avez un grand modèle et souhaitez tester tous les précédents à, disons, ±50 % au lieu de la valeur par défaut de 10 %. Au lieu de devoir changer les valeurs de test de chaque précédent l'une après l'autre, vous pouvez sélectionner cette option, changer un paramètre et *cliquer à un autre endroit* de l'interface utilisateur pour changer la totalité de la liste des précédents. Si vous désélectionnez cette option, vous pouvez contrôler la modification des points de test un précédent après l'autre.
- **Ignorer les zéros ou valeurs vides** Cette option est activée par défaut: les cellules de précédents contenant zéro ou des valeurs vides ne sont pas exécutées dans l'analyse Tornado. C'est le paramètre par défaut.
- **Mettre en surbrillance les valeurs entières possibles** Cette option identifie rapidement toutes les cellules de précédents possibles contenant actuellement des entrées entières. Cette fonction peut s'avérer importante si votre modèle utilise des commutateurs (par ex. des fonctions comme SI une cellule est 1 alors un événement se produit, et SI une cellule a une valeur de 0, un autre événement se produit, ou des entiers comme 1, 2, 3, etc., que vous ne souhaitez pas tester). Par exemple, ±10% d'une valeur de commutation de 1 renvoie des valeurs de test de 0,9 et 1,1, deux valeurs qui ne sont pas pertinentes et qui ne sont pas des valeurs d'entrée correctes dans le modèle ; Excel risque d'interpréter la fonction comme une erreur. Cette option, quand elle sélectionnée, mettra rapidement en surbrillance les zones pouvant poser un

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

problème pour l'analyse Tornado, et vous pouvez déterminer quels précédents activer ou désactiver manuellement, ou utiliser l'option **Ignorer toutes les valeurs entières possibles** pour toutes les désactiver simultanément.

5.2 Analyse de sensibilité

Théorie:

Une fonctionnalité connexe est l'analyse de sensibilité. Alors que l'analyse Tornado (graphiques Tornado et graphiques en araignée) applique des perturbations statiques *avant* l'exécution d'une simulation, l'analyse de sensibilité applique des perturbations dynamiques créées *après* l'exécution d'une simulation. Les graphiques Tornado et en araignée sont les résultats de perturbations statiques, ce qui signifie que chaque variable de précédent ou supposition est perturbée d'une quantité prédéfinie l'une après l'autre et que les fluctuations dans les résultats sont tabulées. Par contraste, les graphiques de sensibilité sont le résultat de perturbations dynamiques dans le sens que plusieurs suppositions sont perturbées simultanément et que leurs interactions dans le modèle et les corrélations entre variables sont capturées dans les fluctuations des résultats. Les graphiques Tornado identifient donc les variables influençant le plus les résultats et sont donc adaptés à la simulation, alors que les graphiques de sensibilité identifient l'impact sur les résultats de la simulation simultanée de plusieurs variables interdépendantes dans le modèle. La figure 5.8 illustre clairement cet effet. Notez que le classement des facteurs de succès critiques est similaire aux graphiques Tornado dans les exemples précédents. Cependant, si des corrélations sont ajoutées entre les suppositions, la figure 5.9 montre quelque chose de très différent. Notez par exemple que l'effritement des prix a eu très peu d'impact sur la VAN, mais que si certaines des suppositions d'entrée sont corrélées, l'interaction qui existe entre ces variables corrélées accroît l'impact de l'effritement des prix.

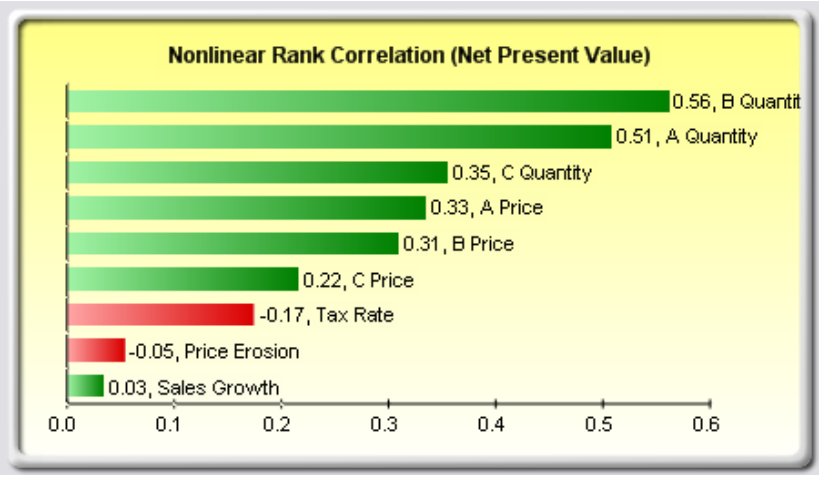


Figure 5.8 – Graphique de sensibilité sans corrélations

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

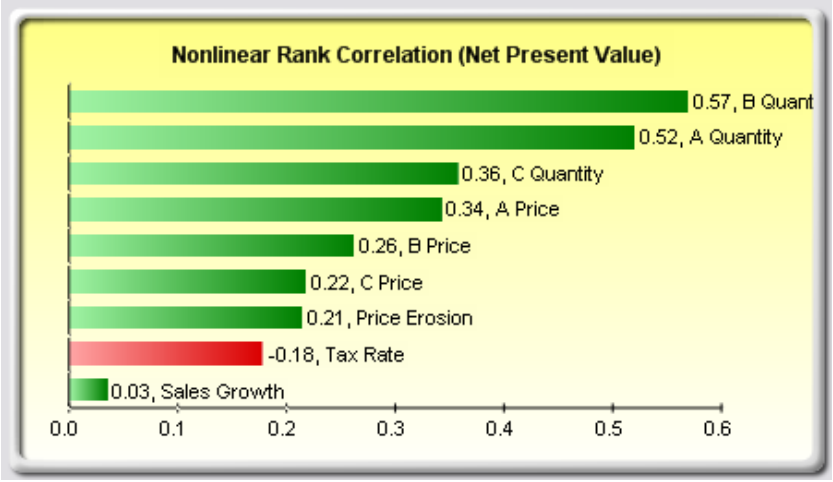


Figure 5.9 – Graphique de sensibilité avec corrélations

Procédure:

- Ouvrez ou créez un modèle, définissez les suppositions et les prévisions, puis exécutez la simulation (l'exemple présenté ici utilise le fichier *Tornado and Sensitivity Charts (Linear)* ou Graphiques Tornado et de sensibilité (linéaires)).
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Analyse de sensibilité.
- Sélectionnez la prévision que vous souhaitez analyser et cliquez sur OK (figure 5.10).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

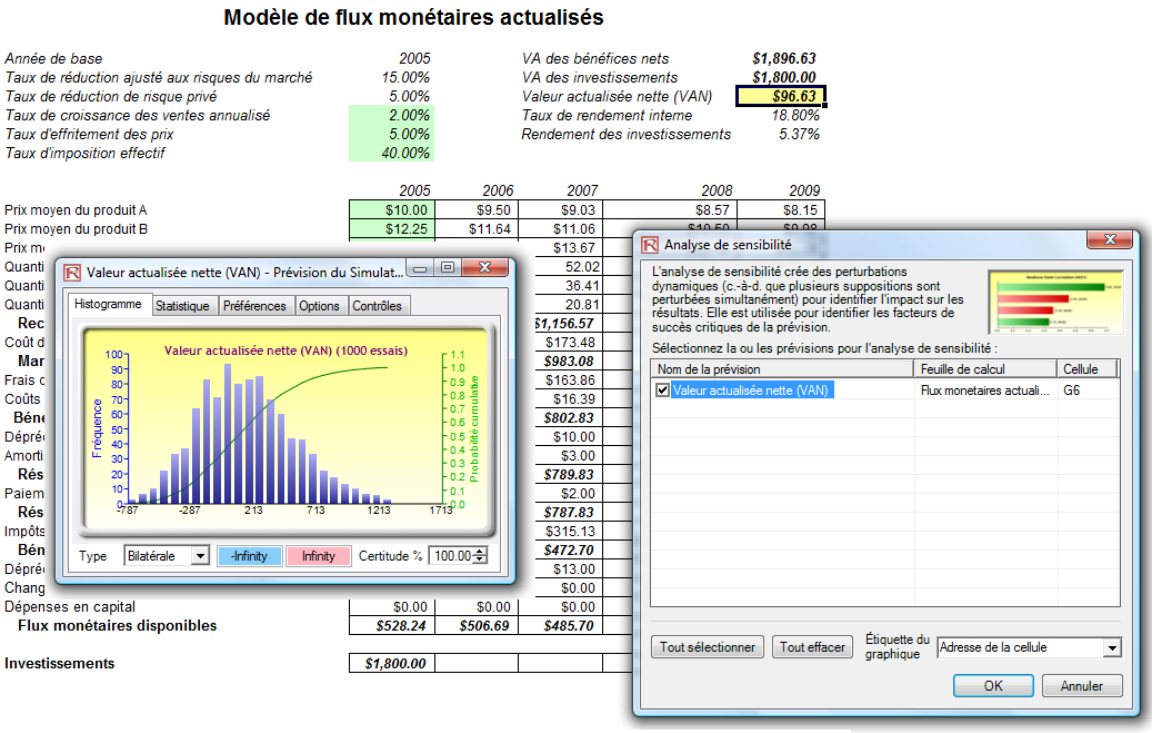


Figure 5.10 – Exécution d'une analyse de sensibilité

Interprétation des résultats:

Les résultats de l'analyse de sensibilité comprennent un rapport et deux graphiques clés. Le premier est un graphique de corrélation de rangs non linéaire (figure 5.11) qui classe les paires de corrélations supposition-prévision de la plus élevée à la plus faible. Ces corrélations sont non linéaires et non paramétriques, et ne sont donc pas soumises à des exigences distributionnelles (c'est-à-dire une supposition avec une distribution de Weibull peut être comparée à une supposition avec une distribution bêta). Les résultats de ce graphique sont relativement similaires à ceux de l'analyse Tornado que nous avons vue précédemment (bien sûr sans la valeur d'investissement engagé, car nous avons décidé qu'il s'agissait d'une valeur connue et elle n'a donc pas été simulée), avec une exception spéciale. Le taux d'imposition a été relégué à une position bien inférieure dans le graphique d'analyse de sensibilité (figure 5.11) par rapport au graphique Tornado (figure 5.6). En effet, seul, le taux d'imposition aura un impact important, mais une fois que les autres variables interagissent dans le modèle, il semble que le taux d'imposition a un effet moins dominant (cela est dû au fait que le taux d'imposition a une plus petite distribution car les taux d'imposition historiques n'ont pas tendance à fluctuer beaucoup, et aussi parce que le taux d'imposition est une valeur de pourcentage simple des bénéfices avant impôts, alors que les autres variables de précédents ont un effet plus important). Cet exemple prouve que l'exécution d'une analyse de sensibilité après l'exécution d'une simulation est importante pour établir s'il existe des interactions dans le modèle et si les effets de certaines variables persistent. Le deuxième graphique (figure 5.12) illustre le pourcentage de variation expliquée. C'est-à-dire sur les

fluctuations de la prévision, quelle quantité de la variation peut être expliquée par chacune des suppositions, après avoir pris en compte toutes les interactions entre les variables ? Notez que la somme de toutes les variations expliquées est souvent proche de 100 % (il y a parfois d'autres éléments qui ont un impact sur le modèle mais qui ne peuvent pas être capturés ici directement), et s'il existe des corrélations, cette somme peut parfois dépasser 100 % (du fait des effets des interactions qui peuvent être cumulatifs).

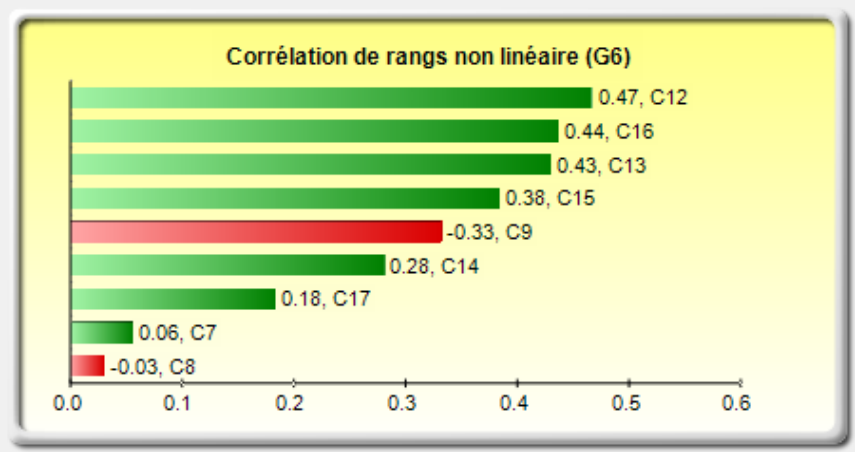


Figure 5.11 – Graphique de corrélations de rangs

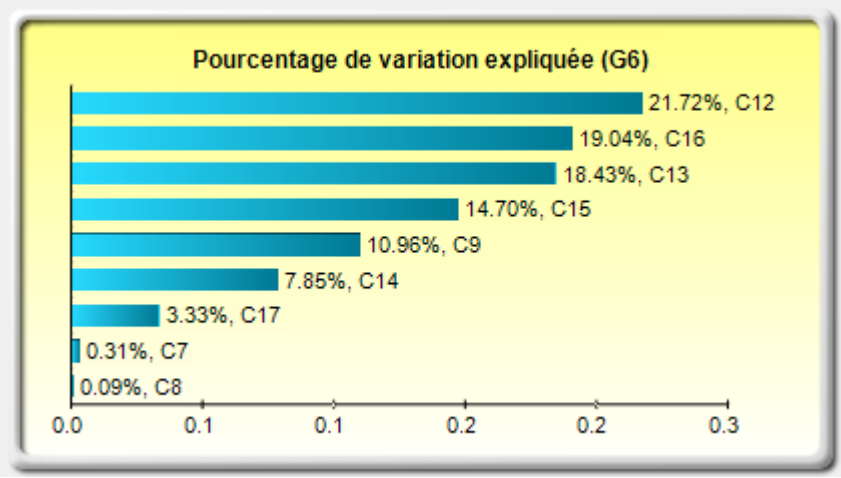


Figure 5.12 – Graphique de contribution à la variance

Remarque:

L'analyse Tornado s'effectue avant l'exécution d'une simulation alors que l'analyse de sensibilité s'effectue après l'exécution d'une simulation. Les graphiques en araignée d'une analyse Tornado peuvent prendre en compte les non linéarités alors que les graphiques de corrélations de rangs de l'analyse de sensibilité peuvent prendre en compte les conditions non linéaires et sans distribution.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.3 Ajustement distributionnel: une seule variable et multiples variables

Théorie:

Un autre outil de simulation puissant est l'ajustement distributionnel. C'est-à-dire déterminer quelle distribution un analyste devrait utiliser pour une variable d'entrée particulière dans un modèle. Quels sont les paramètres distributionnels pertinents ? S'il n'existe pas de données historiques, l'analyste doit utiliser des suppositions sur les variables en question. Une approche est l'utilisation de la méthode Delphi, où il est demandé à un groupe d'experts d'estimer le comportement de chaque variable. Par exemple, on peut demander à un groupe d'ingénieurs mécaniques d'évaluer les possibilités extrêmes du diamètre d'un ressort par le biais d'expériences rigoureuses ou d'estimations au jugé. Ces valeurs peuvent être utilisées comme paramètres d'entrée de la variable (par ex. une distribution uniforme avec des valeurs extrêmes entre 0,5 et 1,2). Quand il est impossible d'effectuer des tests (par ex. part de marché et taux de croissance des bénéfices), les cadres de direction peuvent malgré tout estimer les sorties potentielles et fournir le meilleur scénario, le scénario le plus probable et le pire scénario.

Cependant, si des données historiques fiables sont disponibles, l'ajustement distributionnel peut être effectué. En s'appuyant sur la supposition que les motifs et comportements historiques se maintiennent et que l'histoire tend à se répéter, les données historiques peuvent être utilisées pour trouver la distribution la mieux adaptée avec les paramètres pertinents afin de mieux définir les variables à simuler. Les figures 5.13 à 5.15 illustrent un exemple d'ajustement distributionnel. Cette illustration utilise le fichier ***Data Fitting (ajustement des données)*** du dossier d'exemples.

Procédure:

- Ouvrez une feuille de calcul avec des données existantes à ajuster.
- Sélectionnez les données que vous souhaitez ajuster (les données doivent se trouver dans une seule colonne avec plusieurs lignes).
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Ajustement distributionnel (une seule variable).
- Sélectionnez les distributions spécifiques que vous souhaitez ajuster ou conservez le paramètre par défaut, où toutes les distributions sont sélectionnées, puis cliquez sur OK (figure 5.13).
- Consultez les résultats de l'ajustement, choisissez la distribution appropriée de votre choix et cliquez sur OK (figure 5.14).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

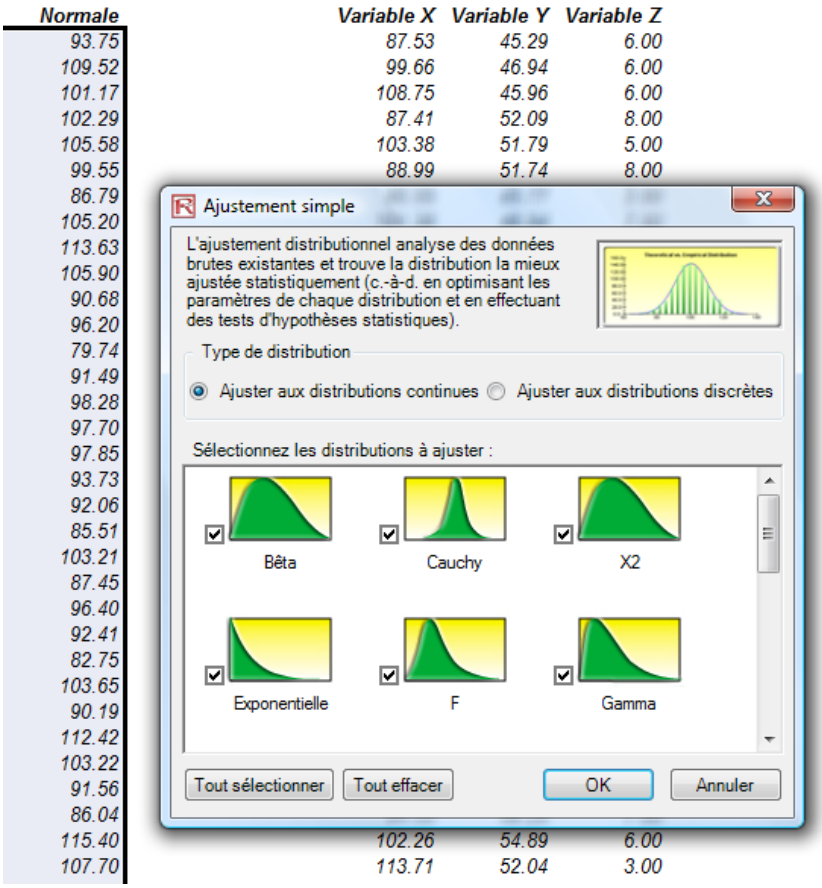


Figure 5.13 – Ajustement distributionnel à une seule variable

Interprétation des résultats:

L'hypothèse nulle testée est que la distribution ajustée est la même distribution que la population de laquelle proviennent les données échantillons à ajuster. Ainsi si une valeur prédictive calculée est inférieure à un niveau alpha critique (généralement 0,10 ou 0,05), alors la distribution est la mauvaise distribution. Inversement, plus la valeur prédictive est élevée, plus la distribution est ajustée aux données. En gros, on peut considérer la valeur prédictive comme un *pourcentage expliqué,* c'est-à-dire si la valeur prédictive est 0,9727 (figure 5.14), alors la configuration d'une distribution normale avec une moyenne de 99,28 et un écart type de 10,17 explique 97,27 % de la variation des données, indiquant un ajustement particulièrement bon. Les résultats (figure 5.14) et le rapport (figure 5.15) montrent la statistique de test, la valeur prédictive, les statistiques théoriques (basées sur la distribution sélectionnée), les statistiques empiriques (basées sur les données brutes), les données d'origine (pour conserver une trace des données utilisées) et la supposition avec les paramètres distributionnels pertinents (c.-à-d. si vous avez sélectionné l'option de génération automatique des suppositions et si un profil de simulation existe déjà). Les résultats classent également toutes les distributions sélectionnées et leur niveau d'ajustement des données.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

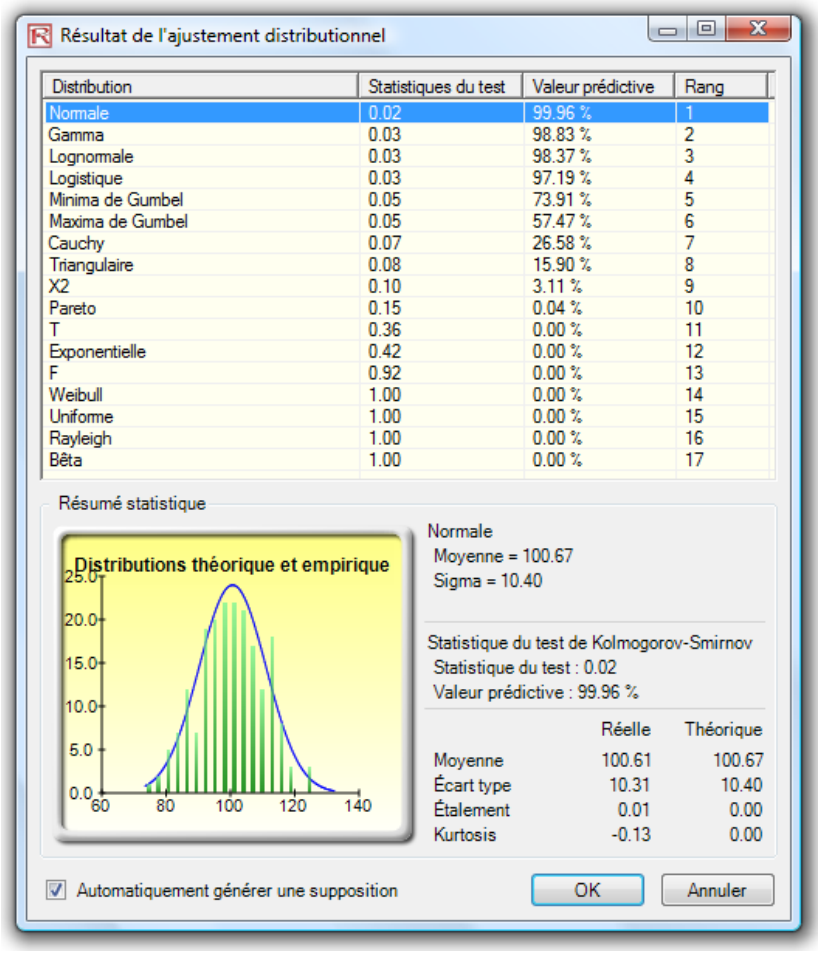


Figure 5.14: Résultat de l'ajustement distributionnel

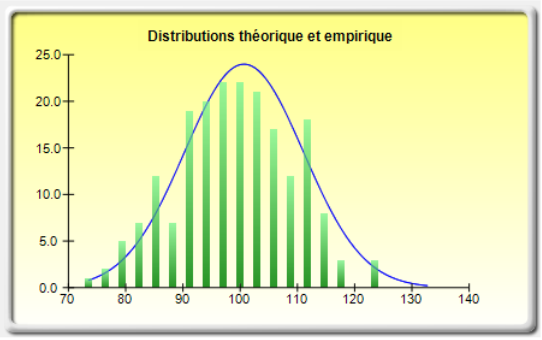
 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Ajustement distributionnel à une seule variable

Résumé statistique

Supposition ajustée	100.61
Distribution ajustée	**Normale**
Moyenne	100.67
Sigma	10.40
Statistique de Kolmogorov-Smirnov	0.02
Valeur prédictive pour la statistique du test	0.9996

	Réelle	Théorique
Moyenne	100.61	100.67
Écart type	10.31	10.40
Étalement	0.01	0.00
Kurtosis en excès	-0.13	0.00



Données ajustées originales

73.53	78.21	78.52	79.50	79.72	79.74	81.56	82.08	82.68	82.75	83.34	83.64	84.09
84.66	85.00	85.35	85.51	86.04	86.79	86.82	86.91	87.02	87.03	87.45	87.53	87.66
88.05	88.45	88.51	89.95	90.19	90.54	90.68	90.96	91.25	91.49	91.56	91.94	92.06
92.36	92.41	92.45	92.70	92.80	92.84	93.21	93.26	93.48	93.73	93.75	93.77	93.82
94.00	94.15	94.51	94.57	94.64	94.69	94.95	95.57	95.62	95.71	95.78	95.83	95.97
96.20	96.24	96.40	96.43	96.47	96.81	96.88	97.00	97.07	97.21	97.23	97.48	97.70
97.77	97.85	98.15	98.17	98.24	98.28	98.32	98.33	98.35	98.65	99.03	99.27	99.46
99.47	99.55	99.73	99.96	100.08	100.24	100.36	100.42	100.44	100.48	100.49	100.83	101.17
101.28	101.34	101.45	101.46	101.55	101.73	101.74	101.81	102.29	102.55	102.58	102.60	102.70
103.17	103.21	103.22	103.32	103.34	103.45	103.65	103.66	103.72	103.81	103.90	103.99	104.46
104.57	104.76	105.20	105.44	105.50	105.52	105.58	105.66	105.87	105.90	105.90	106.29	106.35
106.59	107.01	107.68	107.70	107.93	108.17	108.20	108.34	108.42	108.43	108.49	108.70	109.15
109.22	109.35	109.52	109.75	110.04	110.16	110.25	110.54	111.05	111.06	111.44	111.76	111.90
111.95	112.07	112.19	112.29	112.32	112.42	112.48	112.85	112.92	113.50	113.59	113.63	113.70
114.13	114.14	114.21	114.91	114.95	115.40	115.58	115.66	116.58	116.98	117.60	118.67	119.24
119.52	124.14	124.16	124.39	132.30								

Figure 5.15: Rapport de l'ajustement distributionnel

Le processus d'ajustement de plusieurs variables est relativement similaire au processus d'ajustement d'une seule variable. Cependant, les données doivent être organisées en colonnes (c.-à-d. chaque variable est organisée en une colonne) et toutes les variables sont ajustées l'une après l'autre.

Procédure:

- Ouvrez une feuille de calcul avec des données existantes à ajuster.
- Sélectionnez les données que vous souhaitez ajuster (les données doivent se trouver dans plusieurs colonnes avec plusieurs lignes).
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Ajustement distributionnel (multiples variables).
- Consultez les données, choisissez les types de distribution appropriés de votre choix et cliquez sur OK.

Remarques:

Notez que les méthodes de classements statistiques utilisées dans les routines d'ajustement distributionnel sont le test du khi-carré et le test de Kolmogorov-Smirnov. Le premier est utilisé pour tester les distributions discrètes et le deuxième pour tester les distributions continues. En bref, un test d'hypothèse associé à une routine d'optimisation interne est utilisé afin de trouver les paramètres les mieux ajustés pour chaque distribution testée et les résultats sont classés du meilleur ajustement au pire ajustement.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.4 Simulation par bootstrap

Théorie:

La simulation par bootstrap est une technique simple qui estime la fiabilité ou précision des statistiques de prévisions ou autres données brutes échantillons. Essentiellement, la simulation par bootstrap est utilisée dans les tests d'hypothèse. Les méthodes classiques utilisées dans le passé s'appuyaient sur des formules mathématiques pour décrire la précision des statistiques échantillons. Ces méthodes supposent que la distribution d'une statistique échantillon approche une distribution normale, rendant le calcul de l'erreur type ou de l'intervalle de confiance de la statistique relativement simple. Cependant, quand la distribution d'échantillonnage d'une statistique n'est pas distribuée normalement ou n'est pas facile à trouver, ces méthodes classiques sont difficiles à utiliser ou ne sont pas valides. Par comparaison, le bootstrapping analyse les statistiques échantillons de façon empirique en échantillonnant les données à plusieurs reprises et en créant des distributions des différentes statistiques de chaque échantillon.

Procédure:

- Exécutez une simulation.
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Bootstrap non paramétrique.
- Sélectionnez une seule prévision sur laquelle effectuer le bootstrap, sélectionnez la ou les statistiques sur lesquelles effectuer le bootstrap, entrez le nombre d'essais de bootstrap, puis cliquez sur OK (figure 5.16).

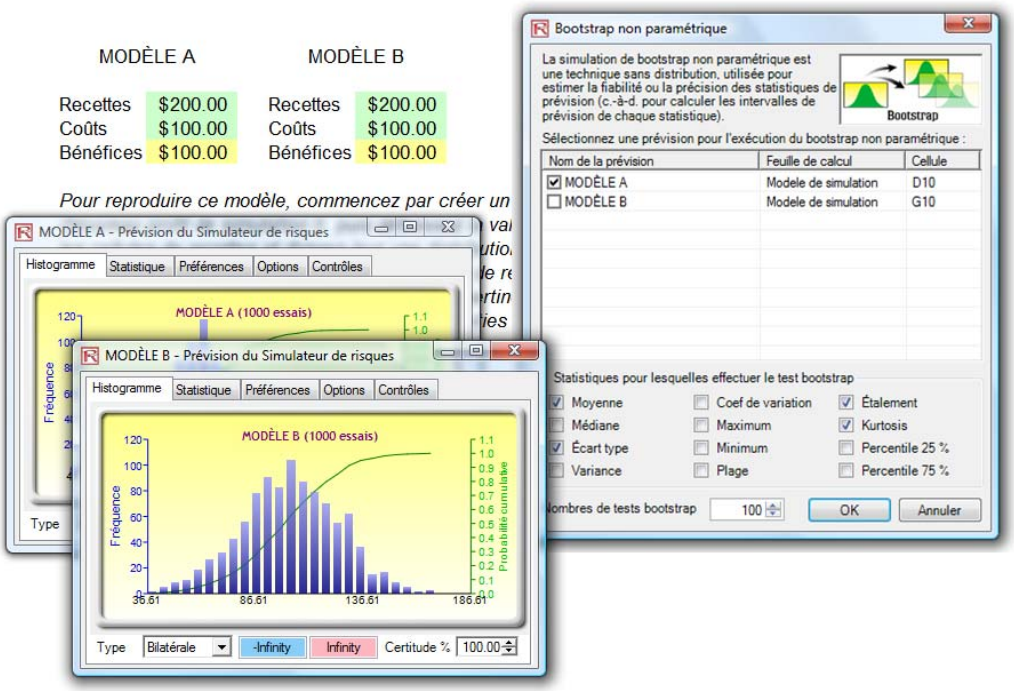


Figure 5.16 – Simulation par bootstrap non paramétrique

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

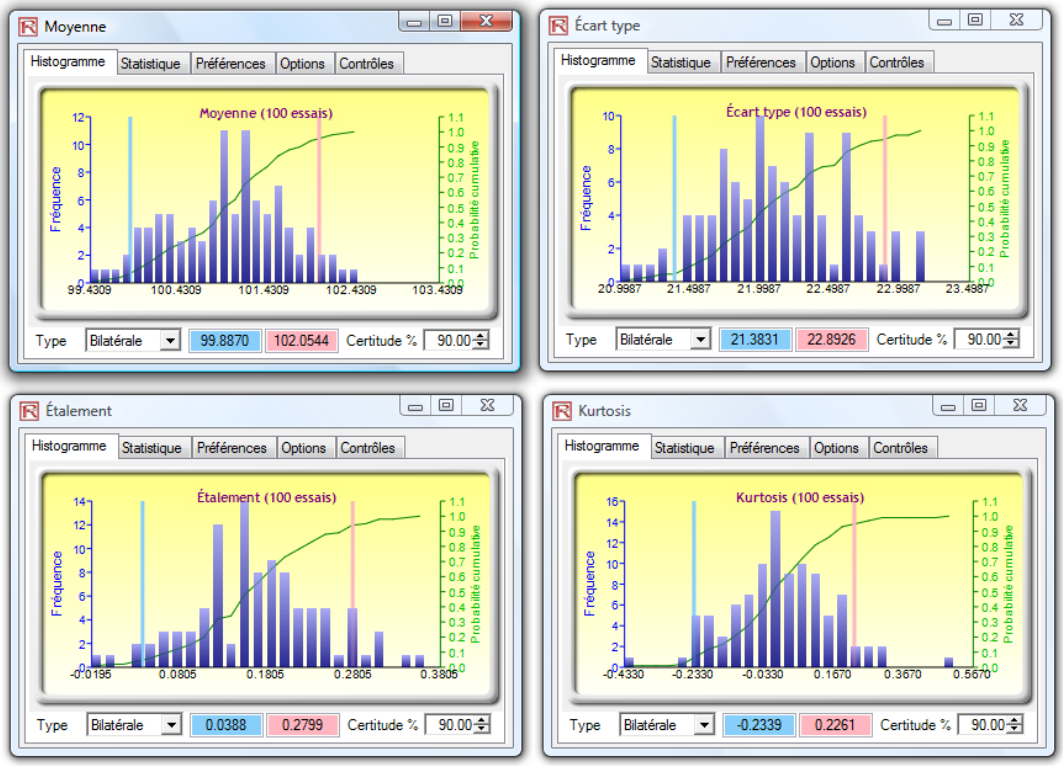


Figure 5.17 –Résultats de la simulation par bootstrap

Interprétation des résultats:

Essentiellement, la simulation par bootstrap non paramétrique est une *simulation basée sur une simulation*. Ainsi, après l'exécution d'une simulation, les statistiques résultantes sont affichées, mais la précision de telles statistiques et leur signification statistique sont parfois douteuses. Par exemple, si la statistique d'étalement d'une exécution de simulation est –0,10, cette distribution est-elle véritablement étalée vers la gauche ou la valeur légèrement négative est-elle due au hasard ? Qu'en est-il de –0,15, –0,20, etc. C'est-à-dire à quel niveau cette distribution est-elle considérée comme étalée vers la gauche ? La même question peut être appliquée à toutes les autres statistiques. Une distribution est-elle statistiquement identique à une autre distribution en ce qui concerne certaines statistiques calculées ou sont-elles significativement différentes ? La figure 5.17 illustre des exemples de résultats de bootstrap. Par exemple, la confiance de 90 % pour la statistique d'étalement se trouve entre –0,0189 et 0,0952, de sorte que la valeur 0 se trouve dans cet intervalle de confiance, ce qui indique que sur une confiance de 90 %, l'étalement de cette prévision n'est pas statistiquement significativement différent de zéro ou que cette distribution peut être considérée symétrique, sans étalement. Inversement, si la valeur 0 ne se trouve pas dans l'intervalle de confiance, alors l'inverse est vrai: la distribution est étalée (étalée vers la droite si la statistique est positive et étalée vers la gauche si la statistique est négative).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Remarques:

Le terme *bootstrap* vient de l'expression anglaise « to pull oneself up by one's own bootstraps » qui signifie « se faire tout seul » et est applicable car la méthode utilise la distribution des statistiques mêmes pour analyser la précision des statistiques. La simulation non paramétrique peut simplement être décrite comme piocher des balles de golf dans un grand panier, ces balles étant remplacées et chaque balle de golf étant basée sur un point de données historiques. Supposons qu'il y a 365 balles de golf dans le panier (représentant 365 points de données historiques). Imaginez que la valeur de chaque balle de golf piochée au hasard est portée sur un grand tableau blanc. Les résultats des 365 balles piochées, en étant remplacées, sont portés dans la première colonne du tableau avec 365 lignes de nombres. Les statistiques pertinentes (par ex. moyenne, médiane, écart type, etc.) sont calculées d'après ces 365 lignes. Puis le processus est répété, disons, 5 000 fois. Le tableau blanc porte maintenant 365 lignes et 5 000 colonnes. Ainsi, 5 000 jeux de statistiques (c'est-à-dire 5 000 moyennes, 5 000 médianes, 5 000 écarts types, etc.) sont tabulés et leurs distributions sont affichées. Les *statistiques des statistiques* pertinentes sont ensuite tabulées, et à partir de ces résultats, on peut établir le niveau de confiance des statistiques simulées. En d'autres termes, dans une simple simulation à 10 000 essais, supposons que la moyenne de la prévision résultante trouvée est $5,00. L'analyste est-il certain des résultats ? Le bootstrapping permet à l'utilisateur d'établir l'intervalle de confiance de la statistique de moyenne calculée, indiquant la distribution des statistiques. Enfin, les résultats de bootstrap sont importants car selon la *loi des grands nombres* et le *théorème central limite* en statistiques, la moyenne de la moyenne de l'échantillon est un estimateur non biaisé et approche la moyenne de la population véritable quand la taille de l'échantillon augmente.

5.5 Tests d'hypothèse

Théorie:

Un test d'hypothèse est effectué lors du test des moyennes et variances de deux distributions pour déterminer si elles sont statistiquement identiques ou différentes l'une de l'autre. C'est-à-dire pour voir si les différences entre les moyennes et les variances de deux prévisions différentes se produisant sont basées sur le hasard ou si elles sont statistiquement significativement différentes l'une de l'autre.

Procédure:

- Exécutez une simulation.
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Test d'hypothèse.
- Sélectionnez seulement *deux* prévisions à tester à la fois, sélectionnez le type de test d'hypothèse que vous souhaitez exécuter, puis cliquez sur OK (figure 5.18).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

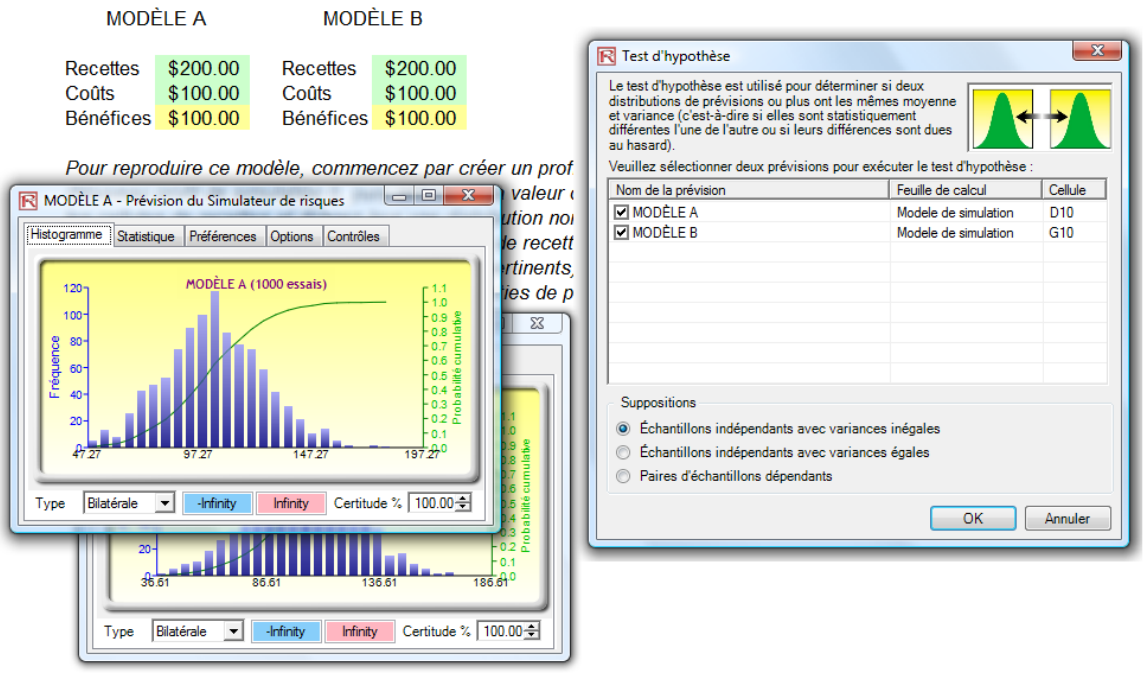


Figure 5.18 – Test d'hypothèse

Interprétation du rapport:

Un test d'hypothèse bilatéral est effectué sur l'hypothèse nulle (H_o) que les moyennes de population des deux variables sont statistiquement identiques. L'hypothèse alternative (H_a) est que les moyennes de population sont statistiquement différentes l'une de l'autre. Si les valeurs prédictives calculées sont inférieures ou égales à 0,01, 0,05 ou 0,10, cela signifie que l'hypothèse nulle est rejetée, ce qui implique que les moyennes de la prévision sont statistiquement considérablement différentes aux niveaux de signification de 1 %, 5 % et 10 %. Si l'hypothèse nulle n'est pas rejetée quand les valeurs prédictives sont élevées, les moyennes des deux distributions de prévision sont statistiquement similaires. La même analyse est effectuée sur les variances des deux prévisions à la fois, en utilisant le test F apparié. Si les valeurs prédictives sont faibles, les variances (et écarts types) sont statistiquement différentes l'une de l'autre. Sinon, en cas de valeurs prédictives élevées, les variances sont statistiquement identiques.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Test d'hypothèse sur les moyennes et variances de deux prévisions

Résumé statistique

Un test d'hypothèse est effectué pour tester les moyennes et les variances de deux distributions afin de déterminer si elles sont statistiquement identiques ou différentes l'une de l'autre. C'est-à-dire pour voir si les différences entre deux moyennes et deux variances qui ont lieu sont basées sur le hasard ou si elles sont véritablement différentes l'une de l'autre. Le test T à deux variables avec variances inégales (on s'attend à ce que la variance de la population de la prévision 1 soit différente de la variance de la population de la prévision 2) est approprié quand les distributions de la prévision proviennent de populations différentes (par ex., données obtenues à partir de deux emplacements géographiques différents, deux unités d'exploitation différentes, etc.). Le test T à deux variables avec variances égales (on s'attend à ce que la variance de la population de la prévision 1 soit égale à la variance de la population de la prévision 2) est approprié quand les distributions de la prévision proviennent de populations similaires (par ex., données obtenues à partir de deux designs de moteurs différents avec des spécifications similaires, etc.). Le test T à deux variables dépendantes appariées est approprié quand les distributions de la prévision proviennent de populations similaires (par ex., données obtenues à partir du même groupe de clients mais à des occasions différentes, etc.).

Un test d'hypothèse bilatéral est effectué sur l'hypothèse nulle Ho que les moyennes de population des deux variables sont statistiquement identiques. L'hypothèse alternative est que les moyennes de population sont statistiquement différentes l'une de l'autre. Si les valeurs prédictives calculées sont inférieures ou égales à 0,01, 0,05 ou 0,10, cela signifie que l'hypothèse est rejetée, ce qui implique que les moyennes de la prévision sont statistiquement considérablement différentes aux niveaux de signification de 1 %, 5 % et 10 %. Si l'hypothèse nulle n'est pas rejetée quand les valeurs prédictives sont élevées, les moyennes des deux distributions de prévision sont statistiquement similaires. La même analyse est effectuée sur les variances des deux prévisions à la fois, en utilisant le test F apparié. Si les valeurs prédictives sont faibles, les variances (et écarts types) sont statistiquement différentes l'une de l'autre. Sinon, en cas de valeurs prédictives élevées, les variances sont statistiquement identiques.

Résultat

Supposition du test d'hypothèse :	Le test T à deux variables avec variances égales
Statistique T calculée :	1.015722
Valeur prédictive pour la statistique T :	0.309885
Statistique F calculée :	1.063476
Valeur prédictive pour la statistique F :	0.330914

Figure 5.19 – Résultats du test d'hypothèse

Remarques:

Le test T à deux variables avec variances inégales (on s'attend à ce que la variance de la population de la prévision 1 soit différente de la variance de la population de la prévision 2) est approprié quand les distributions de la prévision proviennent de populations différentes (par ex. données obtenues à partir de deux emplacements géographiques différents, deux unités d'exploitation différentes, etc.). Le test T à deux variables avec variances égales (on s'attend à ce que la variance de la population de la prévision 1 soit égale à la variance de la population de la prévision 2) est approprié quand les distributions de la prévision proviennent de populations similaires (par ex. données obtenues à partir de deux designs de moteurs différents avec des spécifications similaires, etc.). Le test T à deux variables dépendantes appariées est approprié quand les distributions de la prévision proviennent de populations similaires (par ex. données obtenues à partir du même groupe de clients mais à des occasions différentes, etc.).

5.6 Extraction des données et enregistrement des résultats de la simulation

Les données brutes d'une simulation peuvent facilement être extraites à l'aide de la routine d'*extraction de données* du Simulateur de risques. Les suppositions et les prévisions peuvent être extraites, mais il faut commencer par exécuter une simulation. Les données extraites peuvent ensuite être utilisées pour de nombreuses autres analyses.

Procédure:

- Ouvrez ou créez un modèle, définissez les suppositions et les prévisions, puis exécutez la simulation.
- Sélectionnez Simulateur de risques | Outils | Extraction de données.
- Sélectionnez les suppositions et/ou les prévisions à partir desquelles vous souhaitez extraire les données et cliquez sur OK.

Les données peuvent être extraites dans divers formats:

- Des données brutes dans une nouvelle feuille de calcul dans laquelle les valeurs simulées (suppositions et prévisions) peuvent alors être enregistrées ou analysées plus avant si nécessaire
- Un fichier texte plat à partir duquel les données peuvent être exportées dans d'autres logiciels d'analyse des données
- Un fichier du Simulateur de risques à partir duquel les résultats (suppositions et prévisions) peuvent être récupérés ultérieurement en sélectionnant ***Simulateur de risques | Outils | Ouverture/Importation de données***

La troisième option est la plus courante: il s'agit d'enregistrer les résultats simulés sous la forme d'un fichier *.risksim à partir duquel les résultats peuvent être récupérés ultérieurement et ainsi, il est inutile de ré-exécuter une simulation à chaque fois. La figure 5.21 illustre la boîte de dialogue permettant d'exporter et d'enregistrer les résultats de la simulation.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

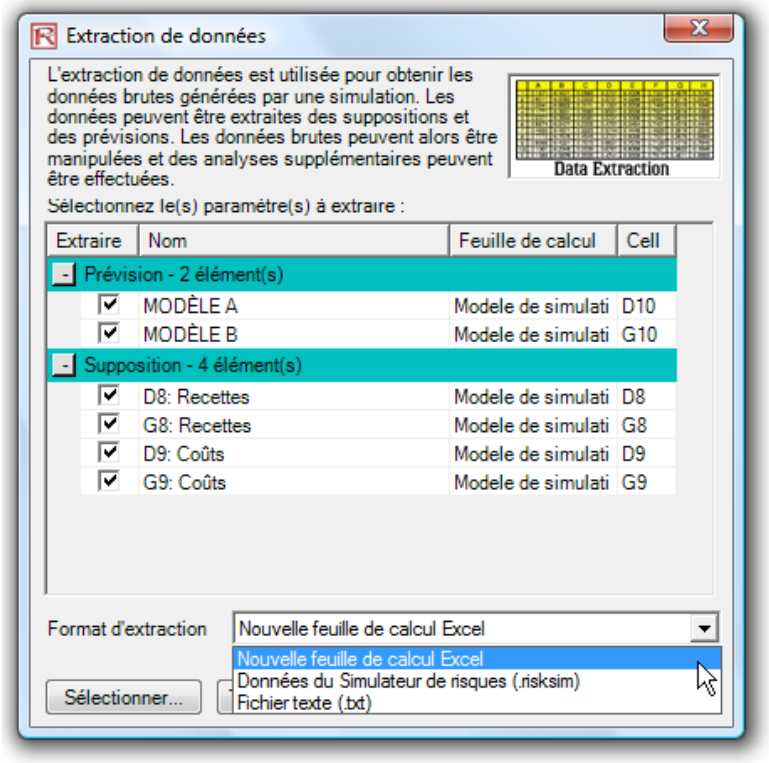


Figure 5.21 – Exemple de rapport de simulation

5.7 Création d'un rapport

Après l'exécution d'une simulation, vous pouvez générer un rapport des suppositions, des prévisions, ainsi que des résultats obtenus pendant l'exécution de la simulation.

Procédure:

- Ouvrez ou créez un modèle, définissez les suppositions et les prévisions, puis exécutez la simulation.
- Sélectionnez Simulateur de risques | Créer le rapport.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Simulation - Hypothesis Testing

Général

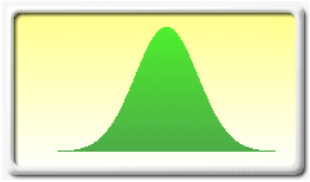
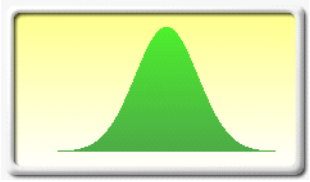
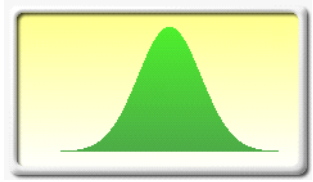
Nombre d'essais	1000
Arrêter la simulation en ca	Non
Valeur de départ	123456
Activer les corrélations	Oui

Supposition

Nom	**D8: Recettes**
Activée	Oui
Cellule	D8
Simulation dynamique	Non
Plage	
Minimum	-Infinity
Maximum	Infinity
Distribution	Normale
Moyenne	200
Écart type	20

Nom	**G8: Recettes**
Activée	Oui
Cellule	G8
Simulation dynamique	Non
Plage	
Minimum	-Infinity
Maximum	Infinity
Distribution	Normale
Moyenne	200
Écart type	20

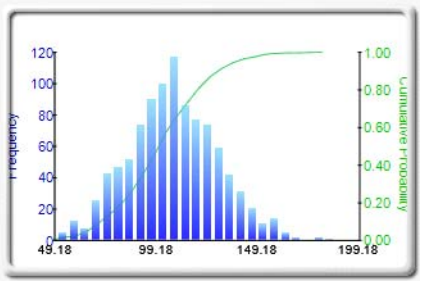
Nom	**D9: Coûts**
Activée	Oui
Cellule	D9
Simulation dynamique	Non
Plage	
Minimum	-Infinity
Maximum	Infinity
Distribution	Normale
Moyenne	100
Écart type	10

Prévisions

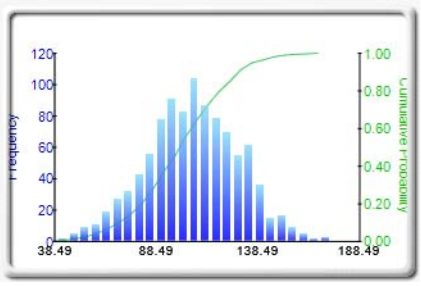
Nom	**MODÈLE A**
Activée	Oui
Cellule	D10
Précision de la prévision	
Niveau de précision	---
Niveau d'erreur	---

Nombre de points de donr	1000
Moyenne	100.8973
Médiane	100.4988
Écart type	22.1194
Variance	489.2667
Coefficient de variation	0.2192
Maximum	180.4507
Minimum	43.7126
Plage	136.7381
Étalement	0.1650
Kurtosis	-0.0102
Percentile 25 %	85.9718
Percentile 75 %	115.5876
Précision d'erreur à 95%	0.0136



Nom	**MODÈLE B**
Activée	Oui
Cellule	G10
Précision de la prévision	
Niveau de précision	---
Niveau d'erreur	---

Nombre de points de donr	1000
Moyenne	99.8767
Médiane	100.2395
Écart type	22.8106
Variance	520.3235
Coefficient de variation	0.2284
Maximum	167.7178
Minimum	33.1071
Plage	134.6107
Étalement	-0.0578
Kurtosis	-0.1322
Percentile 25 %	85.0125
Percentile 75 %	115.2597
Précision d'erreur à 95%	0.0142



Matrice de corrélation

	D8: Recettes	**G8: Recettes**	**D9: Coûts**	**G9: Coûts**
D8: Recettes	1.00			
G8: Recettes	0.00	1.00		
D9: Coûts	0.00	0.00	1.00	
G9: Coûts	0.00	0.00	0.00	1.00

Figure 5.21 – Exemple de rapport de simulation

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.8 Outil de diagnostic de régression et des prévisions

Cet outil analytique avancé du Simulateur de risques est utilisé pour déterminer les propriétés économétriques de vos données. Les diagnostics incluent l'analyse des données pour détecter l'hétéroscédasticité, la non linéarité, les valeurs aberrantes, les erreurs de spécification, la micronumérosité, la stationnarité et les caractéristiques stochastiques, la normalité et la sphéricité des erreurs, ainsi que la multicolinéarité. Chaque test est décrit de façon plus détaillée dans les rapports respectifs du modèle.

Procédure:

- Ouvrez l'exemple de modèle (**Simulateur de risques | Exemples | Diagnostics de régression**), allez à la feuille de calcul *Données de série chronologique* et sélectionnez les données, noms de variables compris (cellules **C5:H55**).
- Cliquez sur Simulateur de risques | Outils | Outil de diagnostic.

- Vérifiez les données et sélectionnez la *variable dépendante Y* dans le menu déroulant. Cliquez sur **OK** une fois que vous avez terminé (figure 5.22).

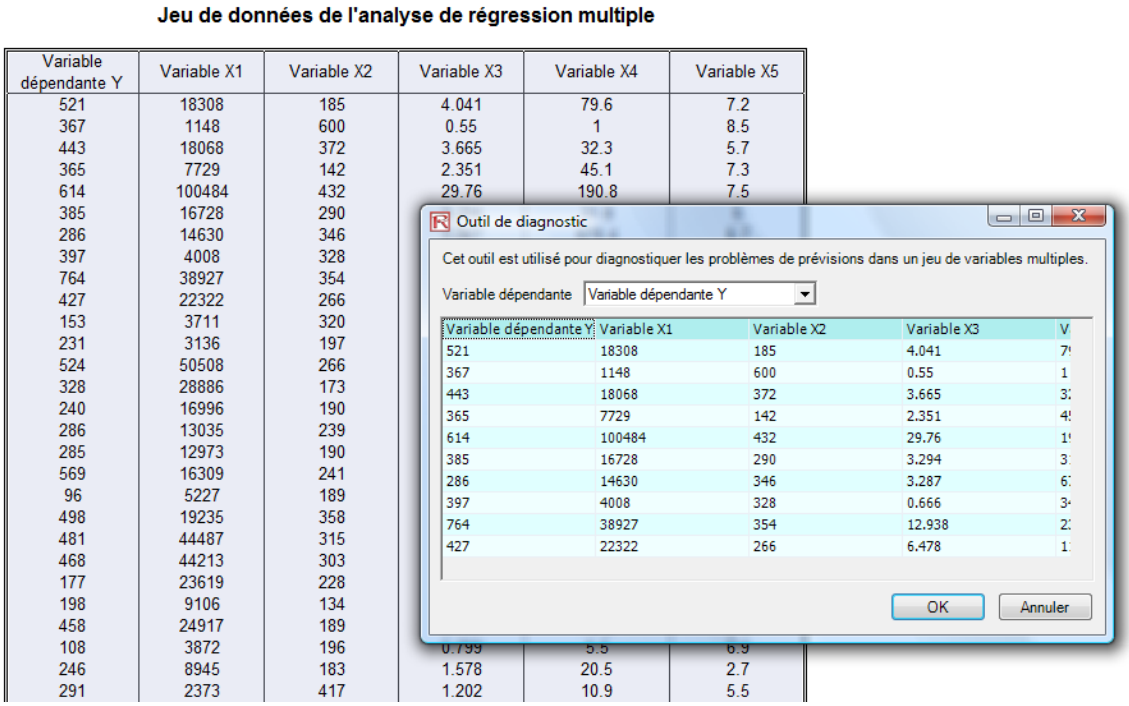


Figure 5.22 – Exécution de l'outil de diagnostic des données

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Une violation courante dans l'analyse des prévisions et de régression est l'hétéroscédasticité, c'est-à-dire que la variance des erreurs augmente dans le temps (voir la figure 5.23 pour les résultats du test réalisé avec l'outil de diagnostic). Visuellement, la largeur des fluctuations des données verticales augmente ou s'élargit dans le temps, et généralement, le coefficient de détermination multiple baisse considérablement en présence d'hétéroscédasticité. Si la variance de la variable dépendante n'est pas constante, alors la variance de l'erreur ne le sera pas non plus. À moins que l'hétéroscédasticité de la variable dépendante soit prononcée, son effet ne sera pas grave: les estimations des moindres carrés seront toujours non biaisées et les estimations de la pente et de l'interception seront normalement distribuées si les erreurs sont normalement distribuées, ou au moins normalement distribuées asymptotiquement (quand le nombre de points de données devient important) si les erreurs ne sont pas normalement distribuées. L'estimation pour la variance de la pente et la variance globale sera inexacte, mais cette inexactitude a peu de chances d'être substantielle si les valeurs de variable indépendante sont symétriques autour de leur moyenne.

Si le nombre de points de données est petit (micronumérosité), il peut être difficile de détecter les violations de suppositions. Avec des échantillons de petite taille, les violations de suppositions telles que la non-normalité ou l'hétéroscédasticité des variances sont difficiles à détecter même si elles existent. Avec un petit nombre de points de données, la régression linéaire offre moins de protection contre les violations des suppositions. Avec peu de points de données, il peut s'avérer difficile de déterminer dans quelles limites la ligne ajustée correspond aux données, ou si une fonction non linéaire serait plus appropriée. Même si aucune des suppositions de test n'est violée, une régression linéaire sur un petit nombre de points de données ne sera peut-être pas assez puissante pour détecter une différence significative entre la pente et zéro, même si la pente est différente de zéro. La puissance dépend de l'erreur résiduelle, de la variation observée de la variable indépendante, du niveau alpha de signification sélectionné pour le test, et du nombre de points de données. La puissance diminue au fur et à mesure que la variance résiduelle augmente, diminue au fur et à mesure que le niveau de signification diminue (c.-à-d. plus le test devient rigoureux), augmente au fur et à mesure que la variation de la variable indépendante observée augmente, et augmente au fur et à mesure que le nombre de points de données augmente.

Les valeurs peuvent ne pas être identiquement distribuées à cause de la présence de valeurs aberrantes. Les valeurs aberrantes sont des valeurs anormales dans les données. Les valeurs aberrantes peuvent avoir une influence importante sur la pente et l'interception ajustées, donnant un mauvais ajustement au gros des points de données. Les valeurs aberrantes ont tendance à augmenter l'estimation de la variance résiduelle, et à diminuer la chance de rejet de l'hypothèse nulle, c'est-à-dire créer plus d'erreurs de prédiction. Elles peuvent être dues à des erreurs d'enregistrement, qui peuvent être

corrigibles, ou au fait que les valeurs de la variable dépendante n'ont pas toutes été échantillonnées à partir de la même population. Les valeurs aberrantes apparentes peuvent aussi être dues au fait que les valeurs de la variable dépendante proviennent d'une population, qui même si elle est la même, n'est pas normale. Cependant, un point peut être une valeur inhabituelle dans une variable dépendante ou indépendante sans nécessairement être une valeur aberrante dans le diagramme de dispersion. Dans l'analyse de régression, la ligne ajustée peut être extrêmement sensible aux valeurs aberrantes. En d'autres termes, la régression des moindres carrés n'est pas résistante aux valeurs aberrantes, et l'estimation de pente ajustée ne l'est donc pas non plus. Si un point est verticalement loin des autres points, la ligne ajustée peut passer près de lui, au lieu de suivre la tendance linéaire générale du reste des données, surtout si le point est relativement loin du centre des données horizontalement.

Cependant, il ne faut pas prendre la décision de supprimer les valeurs aberrantes à la légère. Bien que, dans la plupart des cas, quand les valeurs aberrantes sont supprimées, les résultats de la régression sont meilleures, une justification « à priori » doit d'abord exister. Par exemple, dans le cas de la régression des performances des rendements des actions d'une entreprise donnée, les valeurs aberrantes dues à un repli boursier doivent être incluses ; il ne s'agit pas vraiment de valeurs aberrantes car elles sont inévitables dans un cycle économique. Si vous supprimez ces valeurs aberrantes et utilisez l'équation de régression pour prévoir un fonds de retraite d'après les actions de l'entreprise, les résultats seront, au mieux, incorrects. Inversement, supposez que les valeurs aberrantes sont dues à une seule condition économique non récurrente (par ex. une fusion et acquisition) et que la reproduction de telles modifications structurelles n'est pas prévue, alors ces valeurs aberrantes doivent être supprimées et les données doivent être nettoyées avant l'exécution d'une analyse de régression. L'analyse identifie seulement les valeurs aberrantes et c'est à l'utilisateur de déterminer s'il doit les conserver ou les exclure.

Parfois, une relation non linéaire entre la variable dépendante et les variables indépendantes est plus appropriée qu'une relation linéaire. Dans ce cas, l'exécution d'une régression linéaire ne sera pas optimale. Si le modèle linéaire n'est pas la forme correcte, alors les estimations de pente et d'interception et les valeurs ajustées de la régression linéaire seront biaisées, et les estimations de pente et d'interception ajustées ne seront pas significatives. Sur une plage restreinte de variables indépendantes ou dépendantes, les modèles non linéaires peuvent être relativement bien imités par des modèles linéaires (c'est d'ailleurs la base de l'interpolation linéaire), mais pour une prédiction précise, il faut sélectionner un modèle adapté aux données. Une transformation non linéaire doit d'abord être appliquée aux données avant d'exécuter une régression. Une approche simple est de prendre le logarithme naturel de la variable indépendante (d'autres approches incluent prendre la racine carrée ou élever la variable

indépendante à la puissance deux ou trois) et d'exécuter une régression ou une prévision en utilisant les données ayant subi une transformation non linéaire.

Résultats du diagnostic

	Hétéroscédasticité		Micronumérosité	Valeurs aberrantes			Non linéarité	
Variable Y	Valeur prédictive du test W	Résultat du test d'hypothèse	Résultat de l'approximation	Borne inférieure naturelle	Borne supérieure naturelle	Nombre de valeurs aberrantes potentielles	Valeur prédictive du test non linéaire	Résultat du test d'hypothèse
			aucuns problèmes	-7.86	671.70	2		
Variable X1	0.2543	Homoscédastic	aucuns problèmes	-21377.95	64713.03	3	0.2458	linéaire
Variable X2	0.3371	Homoscédastic	aucuns problèmes	77.47	445.93	2	0.0335	non linéaire
Variable X3	0.3649	Homoscédastic	aucuns problèmes	-5.77	15.69	3	0.0305	non linéaire
Variable X4	0.3066	Homoscédastic	aucuns problèmes	-295.96	628.21	4	0.9298	linéaire
Variable X5	0.2495	Homoscédastic	aucuns problèmes	3.35	9.38	3	0.2727	linéaire

Figure 5.23 – Résultats des tests des valeurs aberrantes, d'hétéroscédasticité, de micronumérosité et de non linéarité

Un autre problème typique lors des prévisions de données de séries chronologiques est de savoir si les valeurs de variables indépendantes sont véritablement indépendantes les unes des autres ou non. Les valeurs de variables dépendantes rassemblées dans une série chronologique peuvent être auto-corrélées. Pour des valeurs de variables dépendantes corrélées en série, les estimations de la pente et de l'interception ne seront pas biaisées, mais les estimations de leurs prévisions et de leurs variances ne seront pas fiables, et la validité de certains tests de validité de l'ajustement statistiques sera imparfaite. Par exemple, les taux d'intérêt, les taux d'inflation, les ventes, les bénéfices et de nombreuses autres données de séries chronologiques sont généralement auto-corrélées, avec la valeur dans la période actuelle liée à la valeur d'une période précédente, et ainsi de suite (clairement, le taux d'inflation de mars est lié au taux d'inflation de février, lui-même lié au taux de janvier, et ainsi de suite). Si vous ignorez des relations si évidentes, les prévisions seront biaisées et inexactes. Dans de tels cas, un modèle de régression auto-corrélée ou un modèle ARIMA pourrait être mieux adapté (**Simulateur de risques | Prévisions | ARIMA**). Enfin, les fonctions d'autocorrélation d'une série non stationnaire ont tendance à se dégrader lentement (voir le rapport non stationnaire dans le modèle).

Par exemple, si l'autocorrélation *AC(1)* est différente de zéro, cela signifie que la série est corrélée en série du premier ordre. Si AC*(k)* diminue plus ou moins géométriquement avec des décalages croissants, cela implique que la série suit un processus autorégressif d'ordre faible. Si AC*(k)* tombe à zéro après un petit nombre de décalages, cela implique que la série suit un processus de moyenne mobile d'ordre faible. L'autocorrélation partielle PAC*(k)*, elle, mesure la corrélation de valeurs distantes de *k* périodes après avoir supprimé la corrélation des décalages interposés. Si le motif d'autocorrélation peut être capturé par une auto-régression d'un ordre inférieur à *k*, alors l'autocorrélation partielle au décalage *k* sera proche de zéro. Les statistiques Q de Ljung-Box et leurs

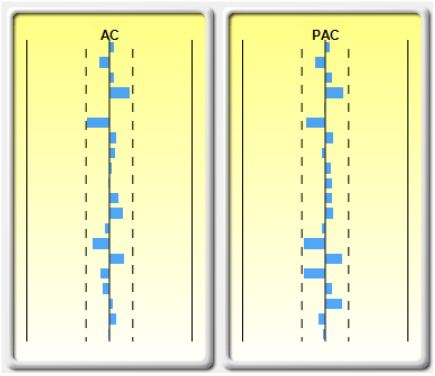
 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

valeurs prédictives au décalage *k* ont l'hypothèse nulle qu'il n'y a pas d'autocorrélation jusqu'à l'ordre *k*. Les lignes en pointillés dans les tracés des autocorrélations sont les deux bornes d'erreur type approximatives. Si l'autocorrélation se trouve entre ces bornes, elle n'est pas significativement différente de zéro à un niveau de signification de 5 %.

L'autocorrélation mesure la relation du passé de la variable *Y* dépendante à elle-même. Les décalages distributifs, par contre, sont des relations de décalages temporels entre la variable *Y* dépendante et différentes variables *X* indépendantes. Par exemple, le mouvement et la direction des taux de prêts hypothécaires ont tendance à suivre les taux des fonds fédéraux, mais avec un décalage temporel (en général 1 à 3 mois). Parfois, les décalages temporels suivent des cycles et une saisonnalité (par ex. les ventes de glaces ont tendance à atteindre un pic en été et sont donc liées aux ventes de l'été précédent, 12 mois avant). L'analyse de décalage distributif (figure 5.24) montre comment la variable dépendante est liée à chacune des variables indépendantes à divers décalages temporels, où tous les décalages sont pris en compte simultanément, afin de déterminer quels décalages temporels sont statistiquement significatifs et doivent être pris en compte.

Auto-corrélation

Décalage temporel	AC	PAC	Borne inférieure	Borne supérieure	Statistique Q	Prob
1	0.0580	0.0580	-0.2828	0.2828	0.1786	0.6726
2	-0.1213	-0.1251	-0.2828	0.2828	0.9754	0.6140
3	0.0590	0.0756	-0.2828	0.2828	1.1679	0.7607
4	0.2423	0.2232	-0.2828	0.2828	4.4865	0.3442
5	0.0067	-0.0078	-0.2828	0.2828	4.4890	0.4814
6	-0.2654	-0.2345	-0.2828	0.2828	8.6516	0.1941
7	0.0814	0.0939	-0.2828	0.2828	9.0524	0.2489
8	0.0634	-0.0442	-0.2828	0.2828	9.3012	0.3175
9	0.0204	0.0673	-0.2828	0.2828	9.3276	0.4076
10	-0.0190	0.0865	-0.2828	0.2828	9.3512	0.4991
11	0.1035	0.0790	-0.2828	0.2828	10.0648	0.5246
12	0.1658	0.0978	-0.2828	0.2828	11.9466	0.4500
13	-0.0524	-0.0430	-0.2828	0.2828	12.1394	0.5162
14	-0.2050	-0.2523	-0.2828	0.2828	15.1738	0.3664
15	0.1782	0.2089	-0.2828	0.2828	17.5315	0.2881
16	-0.1022	-0.2591	-0.2828	0.2828	18.3296	0.3050
17	-0.0861	0.0808	-0.2828	0.2828	18.9141	0.3335
18	0.0418	0.1987	-0.2828	0.2828	19.0559	0.3884
19	0.0869	-0.0821	-0.2828	0.2828	19.6894	0.4135
20	-0.0091	-0.0269	-0.2828	0.2828	19.6966	0.4770



Décalages Distributifs

Valeurs prédictives des périodes de décalages distributifs de chaque variable indépendante

Variable	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
X1	0.8467	0.2045	0.3336	0.9105	0.9757	0.1020	0.9205	0.1267	0.5431	0.9110	0.7495	0.4016
X2	0.6077	0.9900	0.8422	0.2851	**0.0638**	**0.0032**	0.8007	0.1551	0.4823	0.1126	**0.0519**	0.4383
X3	0.7394	0.2396	0.2741	0.8372	0.9808	**0.0464**	0.8355	**0.0545**	0.6828	0.7354	0.5093	0.3500
X4	**0.0061**	0.6739	0.7932	0.7719	0.6748	0.8627	0.5586	0.9046	0.5726	0.6304	0.4812	0.5707
X5	0.1591	0.2032	0.4123	0.5599	0.6416	0.3447	0.9190	0.9740	0.5185	0.2856	0.1489	0.7794

Figure 5.24 – Résultats de l'autocorrélation et des décalages distributifs

Une autre exigence pour l'exécution d'un modèle de régression est la supposition de normalité et de sphéricité du terme d'erreur. Si la supposition de normalité n'est pas respectée ou si des valeurs aberrantes sont présentes, le test de validité de l'ajustement de la régression linéaire risque de ne pas être le test le plus puissant ou informatif

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

disponible, et cela peut être la différence permettant de détecter un ajustement linéaire ou non. Si les erreurs ne sont pas indépendantes et ne sont pas normalement distribuées, cela peut indiquer que les données sont peut-être auto-corrélées ou présentent des non linéarités ou autres erreurs plus graves. L'indépendance des erreurs peut aussi être détectée avec les tests d'hétéroscédasticité (figure 5.25).

Le test de normalité sur les erreurs effectué est un test non paramétrique, qui ne fait pas de suppositions quant à la forme spécifique de la population d'où provient l'échantillon, permettant d'analyser des jeux de données échantillons plus petits. Ce test évalue l'hypothèse nulle selon laquelle les erreurs de l'échantillon proviennent d'une population normalement distribuée, par opposition à une hypothèse alternative selon laquelle l'échantillon de données n'est pas normalement distribué. Si la statistique D calculée est supérieure ou égale aux valeurs D critiques à diverses valeurs de signification, rejetez l'hypothèse nulle et acceptez l'hypothèse alternative (les erreurs ne sont pas normalement distribuées). Sinon, si la statistique D calculée est inférieure à la valeur D critique, ne rejetez pas l'hypothèse nulle (les erreurs sont normalement distribuées). Ce test s'appuie sur deux fréquences cumulatives: une dérivée du jeu de données échantillon, la deuxième d'une distribution théorique basée sur la moyenne et l'écart type de l'échantillon de données.

Test de normalité et de sphéricité des erreurs

Une autre exigence pour l'exécution d'un modèle de régression est la supposition de normalité et de sphéricité du terme d'erreur. Si la supposition de normalité n'est pas respectée ou si des valeurs aberrantes sont présentes, le test de validité de l'ajustement de la régression linéaire risque de ne pas être le test le plus puissant ou informatif disponible, et cela peut être la différence permettant de détecter un ajustement linéaire ou non. Si les erreurs ne sont pas indépendantes et ne sont pas normalement distribuées, cela peut indiquer que les données sont peut-être auto-corrélées ou présentent des non linéarités ou autres erreurs plus graves. L'indépendance des erreurs peut aussi être détectée avec les tests d'hétéroscédasticité (voir le rapport de diagnostics).

Le test de normalité sur les erreurs effectué est un test non paramétrique, qui ne fait pas de suppositions quant à la forme spécifique de la population d'où provient l'échantillon, permettant d'analyser des jeux de données échantillons plus petits. Ce test évalue l'hypothèse nulle selon laquelle les erreurs de l'échantillon proviennent d'une population normalement distribuée, par opposition à une hypothèse alternative selon laquelle l'échantillon de données n'est pas normalement distribué. Si la statistique D calculée est supérieure ou égale aux valeurs D critiques à diverses valeurs de signification, rejetez l'hypothèse nulle et acceptez l'hypothèse alternative (les erreurs ne sont pas normalement distribuées). Sinon, si la statistique D est inférieure à la valeur D critique, ne rejetez pas l'hypothèse nulle (les erreurs sont normalement distribuées). Ce test s'appuie sur deux fréquences cumulatives : une dérivée du jeu de données échantillon, la deuxième d'une distribution théorique basée sur la moyenne et l'écart type de l'échantillon de données.

Résultat du test

Moyenne d'erreur de régression	*0.00*
Écart type des erreurs	*141.83*
Statistique D	*0.1036*
Valeur D critique à 1 %	*0.1138*
Valeur D critique à 5 %	*0.1225*
Valeur D critique à 10 %	*0.1458*

Hypothèse nulle : Les erreurs sont distribuées normalement.

Erreurs	*Fréquence relative*	*Observée*	*Attendue*	*O-A*
-219.04	*0.02*	*0.02*	*0.0612*	*-0.0412*
-202.53	*0.02*	*0.04*	*0.0766*	*-0.0366*
-186.04	*0.02*	*0.06*	*0.0948*	*-0.0348*
-174.17	*0.02*	*0.08*	*0.1097*	*-0.0297*
-162.13	*0.02*	*0.10*	*0.1265*	*-0.0265*
-161.62	*0.02*	*0.12*	*0.1272*	*-0.0072*
-160.39	*0.02*	*0.14*	*0.1291*	*0.0109*
-145.40	*0.02*	*0.16*	*0.1526*	*0.0074*
-138.92	*0.02*	*0.18*	*0.1637*	*0.0163*
-133.81	*0.02*	*0.20*	*0.1727*	*0.0273*
-120.76	*0.02*	*0.22*	*0.1973*	*0.0227*
-120.12	*0.02*	*0.24*	*0.1985*	*0.0415*
-113.25	*0.02*	*0.26*	*0.2123*	*0.0477*
-113.12	*0.02*	*0.28*	*0.2125*	*0.0675*

Figure 5.25 – Test de la normalité des erreurs

Parfois, certains types de données de séries chronologiques de séries chronologiques ne peuvent être modélisés qu'en utilisant un processus stochastique, car les événements sous-jacents sont stochastiques par nature. Par exemple, vous ne pouvez pas correctement modéliser et prévoir le prix des actions, les taux d'intérêt , le cours du pétrole ou autres ressources en utilisant un modèle de régression simple, parce que ces variables sont très incertaines et volatiles, et ne suivent pas une règle de comportement statique prédéfinie, c'est-à-dire que le processus n'est pas stationnaire. Ici la stationnarité est vérifiée avec le test Runs, et un autre indice visuel se trouve dans le rapport d'autocorrélation (la fonction d'autocorrélation a tendance à se dégrader lentement). Un processus stochastique est une séquence d'événements ou chemins générés par les lois probabilistes. C'est-à-dire que des événements aléatoires peuvent survenir dans le temps, mais qu'ils sont régis par des lois statistiques et probabilistes spécifiques. Les principaux processus stochastiques incluent le trajet aléatoire ou mouvement brownien, le retour à la moyenne et la diffusion par saut. Ces processus peuvent être utilisés pour prévoir une multitude de variables qui semblent suivre des tendances aléatoires mais sont malgré tout restreintes par les lois probabilistes. L'équation qui génère le processus est connue à l'avance, mais les résultats générés sont inconnus (figure 5.26).

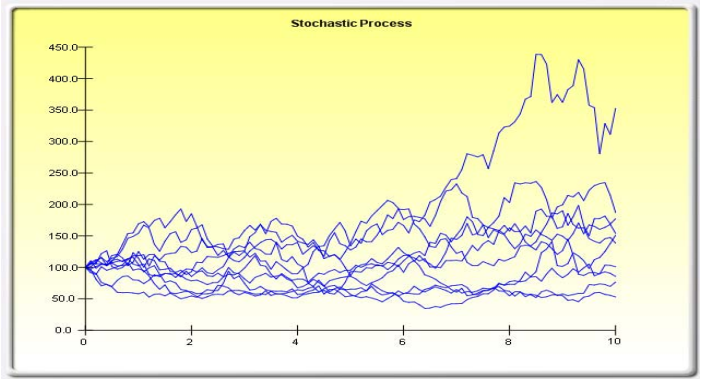
Le processus de mouvement brownien ou trajet aléatoire peut être utilisé pour prévoir les cours des actions, les prix des produits de base et autres données de séries chronologiques stochastiques avec un taux de dérive ou de croissance et une volatilité autour du chemin de dérive. Le processus de retour à la moyenne peut être utilisé pour réduire les fluctuations du processus de trajet aléatoire en permettant au chemin de cibler la valeur à long terme, le rendant utile pour prévoir les variables de séries chronologiques dotées d'un taux à long terme, comme les taux d'intérêt ou d'inflation (des taux cibles à long terme par les autorités réglementaires ou le marché). Le processus de diffusion par saut est utile pour prévoir les données de séries chronologiques quand la variable présente parfois des sauts ou bonds aléatoires, comme le cours du pétrole ou le prix de l'électricité (des chocs événementiels exogènes discrets peuvent faire flamber ou brutalement chuter les prix). Enfin, ces trois processus stochastiques peuvent être combinés selon vos besoins.

Analyse de non stationnarité de la variable dépendante

Résumé statistique

Parfois, certains types de données de séries chronologiques ne peuvent être modélisés qu'en utilisant un processus stochastique, car les événements sous-jacents sont stochastiques par nature. Par exemple, vous ne pouvez pas correctement modéliser et prévoir le prix des actions, les taux d'intérêt, le cours du pétrole ou autres ressources en utilisant un modèle de régression simple, parce que ces variables sont très incertaines et volatiles, et ne suivent pas une règle de comportement statique prédéfinie, c'est-à-dire que le processus n'est pas stationnaire. Ici la stationnarité est vérifiée avec le test Runs, et un autre indice visuel se trouve dans le rapport d'auto-corrélation (la fonction d'auto-corrélation a tendance à se dégrader lentement). Un processus stochastique est une séquence d'événements ou chemins générés par les lois probabilistes. C'est-à-dire que des événements aléatoires peuvent survenir dans le temps, mais qu'ils sont régis par des lois statistiques et probabilistes spécifiques. Les principaux processus stochastiques incluent le trajet aléatoire ou mouvement brownien, le retour à la moyenne et la diffusion par saut. Ces processus peuvent être utilisés pour prévoir une multitude de variables qui semblent suivre des tendances aléatoires mais sont malgré tout restreintes par les lois probabilistes. L'équation qui génère le processus est connue à l'avance, mais les résultats générés sont inconnus.

Le processus de mouvement brownien ou trajet aléatoire peut être utilisé pour prévoir les cours des actions, les prix des produits de base et autres données de séries chronologiques stochastiques avec un taux de dérive ou de croissance et une volatilité autour du chemin de dérive. Le processus de retour à la moyenne peut être utilisé pour réduire les fluctuations du processus de trajet aléatoire en permettant au chemin de cibler la valeur à long terme, le rendant utile pour prévoir les variables de séries chronologiques dotées d'un taux à long terme, comme les taux d'intérêt ou d'inflation (des taux cibles à long terme par les autorités réglementaires ou le marché). Le processus de diffusion par saut est utile pour prévoir les données de séries chronologiques quand la variable présente parfois des sauts ou bonds aléatoires, comme le cours du pétrole ou le prix de l'électricité (des chocs événementiels exogènes discrets peuvent faire flamber ou brutalement chuter les prix). Ces processus peuvent être combinés selon vos besoins.



Résumé statistique

Vous trouverez ci-dessous les paramètres estimés pour un processus stochastique d'après les données fournies. C'est à vous de déterminer si la probabilité d'ajustement (similaire au calcul de validité de l'ajustement) est suffisante pour justifier l'utiliser d'une prévision par processus stochastique, et dans l'affirmative, s'il doit s'agir d'un modèle de trajet aléatoire, de retour à la moyenne ou de diffusion par saut, ou encore d'une combinaison de ces processus. Pour choisir le modèle de processus stochastique approprié, vous devrez vous appuyer sur vos expériences passées et des attentes financières et économiques à priori de ce qui représente le mieux le jeu de données sous-jacent. Ces paramètres peuvent être entrés dans une prévision par processus stochastique (**Simulateur de risques** | **Prévisions** | **Processus stochastiques**).

Périodiques					
Taux de dérive	*-1.48%*	*Taux de retour*	*283.89%*	*Taux de saut*	*20.41%*
Volatilité	*88.84%*	*Valeur à long terme*	*327.72*	*Taille de saut*	*237.89*

Probabilité d'ajustement du modèle stochastique : *46.48%*
Un ajustement élevé signifie qu'un modèle stochastique est meilleur que les modèles conventionnels

Runs	*20*	*Normale standard*	*-1.7321*
Positive	*25*	*Valeur prédictive (1 queue)*	*0.0416*
Négative	*25*	*Valeur prédictive (2 queues)*	*0.0833*
Exécution attendue	*26*		

Figure 5.26 – Estimation des paramètres du processus stochastique

Attention: le calibrage des paramètres stochastiques montre tous les paramètres pour tous les processus et ne distingue pas le meilleur processus, le pire processus ou le processus le plus approprié à utiliser. C'est à l'utilisateur de le déterminer. Par exemple, si nous voyons un taux de retour de 283 %, il est probable qu'un processus de retour à la

moyenne ne soit pas approprié, ou un taux de saut élevé, par exemple 100 %, signifie probablement qu'un processus de diffusion par saut n'est pas approprié, etc. En outre, l'analyse ne peut pas déterminer la variable ni la source de données. Par exemple, les données brutes proviennent-elles de cours des actions historiques, des prix de l'électricité historiques, des taux d'inflation, du mouvement moléculaire de particules subatomiques, etc. Seul l'utilisateur le sait, et donc, en utilisant une théorie et des connaissances existantes, peut choisir le processus correct à utiliser (par ex. les cours des actions ont tendance à suivre un mouvement brownien ou trajet aléatoire alors que les taux d'inflation suivent un processus de retour à la moyenne et qu'un processus de diffusion par saut est plus approprié pour prévoir le prix de l'électricité).

Il y a multicolinéarité s'il y a une relation linéaire entre les variables indépendantes. Quand cela se produit, l'équation de régression ne peut pas être estimée du tout. Dans les cas de quasi colinéarité, l'équation de régression estimée sera biaisée et fournira des résultats inexacts. Cette situation est particulièrement vraie si une approche de régression par étapes est utilisée, où les variables indépendantes statistiquement significatives seront rejetées du mix de la régression plus tôt qu'attendu, générant une équation de régression qui n'est ni efficace ni exacte. Un test rapide pour détecter la présence de multicolinéarité dans une équation de régression multiple est que la valeur du coefficient de détermination multiple est relativement élevée alors que les statistiques T sont relativement faibles.

Un autre test rapide consiste à créer une matrice de corrélations entre les variables indépendantes. Une corrélation croisée élevée indique un potentiel d'autocorrélation. La règle empirique est qu'une corrélation avec une valeur absolue supérieure à 0,75 indique une multicolinéarité grave. Un autre test permettant de détecter la multicolinéarité est l'utilisation du facteur d'inflation de la variance (FIV), obtenu en régressant chaque variable indépendante par rapport à toutes les autres variables indépendantes, obtenant le coefficient de détermination multiple et calculant le FIV. Un FIV supérieur à 2,0 peut être considéré comme une multicolinéarité grave. Un FIV supérieur à 10,0 indique une multicolinéarité destructive (figure 5.27).

Matrice de corrélations

CORRÉLATION	X2	X3	X4	X5
X1	0.333	0.959	0.242	0.237
X2	1.000	0.349	0.319	0.120
X3		1.000	0.196	0.227
X4			1.000	0.290
				1.000

Facteur d'inflation de la variance

FIV	X2	X3	X4	X5
X1	1.12	12.46	1.06	1.06
X2	N/A	1.14	1.11	1.01
X3		N/A	1.04	1.05
X4			N/A	1.09
				N/A

Figure 5.27 – Erreurs de multicolinéarité

La matrice de corrélations répertorie les corrélations de moment des produits de Pearson (souvent appelées R de Pearson) entre les paires de variables. Le coefficient de corrélation se trouve entre –1,0 et + 1,0 inclus. Le signe indique la direction de l'association entre les variables et le coefficient indique la magnitude ou la force de l'association. Le R de Pearson mesure uniquement une relation linéaire et est moins efficace pour mesurer les relations non linéaires.

Pour tester si les corrélations sont significatives, un test d'hypothèse bilatérale est effectué et les valeurs prédictives résultantes sont répertoriées ci-dessus. Les valeurs prédictives inférieures à 0,10, 0,05 et 0,01 sont mises en surbrillance bleue pour indiquer une signification statistique. En d'autres termes, une valeur prédictive pour une paire de corrélations inférieure à une valeur de signification donnée est statistiquement significativement différente de zéro, indiquant qu'il y a une relation linéaire significative entre les deux variables.

Le coefficient de corrélation de moment des produits de Pearson (R) entre deux variables (x et y) est lié à la mesure de covariance (cov) où $R_{x,y} = \frac{COV_{x,y}}{s_x s_y}$. L'avantage de diviser la covariance par le produit de l'écart type (s) des deux variables est que le coefficient de corrélation résultant se trouve entre –1,0 et +1,0 inclus. Cela fait de la corrélation une bonne mesure relative pour comparer différentes variables (en particulier avec différentes unités et magnitudes). La corrélation non paramétrique de Spearman basée sur les rangs est également incluse ci-dessous. Le R de Spearman est apparenté au R de Pearson, car les données sont d'abord classées par rangs, puis corrélées. Les corrélations de rangs fournissent une meilleure estimation de la relation entre deux variables quand l'une d'elles ou les deux sont non linéaires.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Il est important de souligner qu'une corrélation significative n'implique pas de causalité. Les associations entre variables n'impliquent aucunement que le changement d'une variable cause le changement de l'autre variable. Quand deux variables se déplacent indépendamment l'une de l'autre, mais dans un chemin lié, il se peut qu'elles soient corrélées mais leur relation peut être parasite (par ex. une corrélation entre les taches solaires et le marché boursier peut être forte, mais on peut assumer qu'il n'y a pas de causalité et que cette relation est purement parasite).

5.9 Outil d'analyse statistique

Un autre outil très puissant du Simulateur de risques est l'outil d'analyse statistique, qui détermine les propriétés statistiques des données. Les diagnostics s'exécutent, notamment la vérification de la présence de diverses propriétés statiques dans les données, des statistiques descriptives de base au test et au calibrage des propriétés stochastiques des données.

Procédure:

- Ouvrez l'exemple de modèle (**Simulateur de risques | Exemples | Analyse statistique**), allez à la feuille de calcul *Données* et sélectionnez les données, noms de variables compris (cellules **C5:E55**)..
- Cliquez sur Simulateur de risques | Outils | Analyse statistique (figure 5.28).

- Vérifiez le *type de données*, si les données sélectionnées proviennent d'une seule variable ou de multiples variables organisées en ligne. Dans notre exemple, nous supposons que les zones de données sélectionnées proviennent de multiples variables. Cliquez sur **OK** une fois que vous avez terminé.
- *Choisissez les tests statistiques* que vous souhaitez effectuer. Notre suggestion (et le paramètre par défaut) est de choisir tous les tests. Cliquez sur **OK** une fois que vous avez terminé (figure 5.29).

Prenez le temps de bien consulter les rapports générés pour mieux comprendre les tests statistiques effectués (des exemples de rapports sont illustrés aux figures 5.30-5.33).

Jeu de données

Variable X1	Variable X2	Variable X3
521	18308	185
367	1148	600
443	18068	372
365	7729	142
614	100484	432
385	16728	290
286	14630	346
397	4008	328
764	38927	354
427	22322	266
153	3711	320
231	3136	197
524	50508	266
328	28886	173
240	16996	190
286	13035	239
285	12973	190
569	16309	241
96	5227	189
498	19235	358
481	44487	315
468	44213	303
177	23619	228
198	9106	134

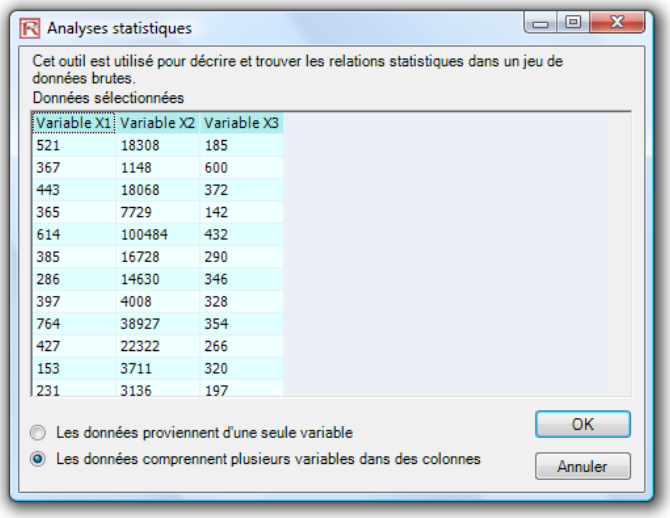


Figure 5.28 – Exécution de l'outil d'analyse statistique

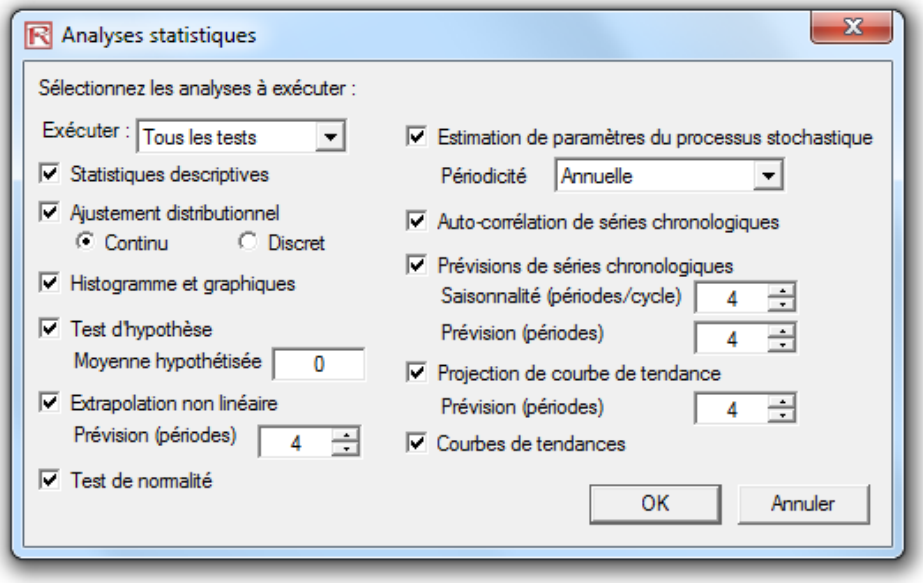


Figure 5.29 – Tests statistiques

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Statistiques descriptives

Analyse des statistiques

La plupart des distributions peuvent être définies par quatre moments (certaines distributions nécessitent un moment, d'autres deux moments, etc.). Les statistiques descriptives capturent ces moments de façon quantitative. Le premier moment décrit l'emplacement d'une distribution (c.-à-d. moyenne, médiane et mode) et est interprété comme la valeur attendue, les retours attendus ou la valeur moyenne des occurrences.

La moyenne arithmétique calcule la moyenne de toutes les occurrences en additionnant tous les points de données et en les divisant par le nombre de points. La moyenne géométrique est calculée en prenant la racine de la puissance des produits de tous les points de données et nécessitent qu'ils soient tous positifs. La moyenne géométrique est plus précise pour les pourcentages ou les taux avec des fluctuations significatives. Par exemple, vous pouvez utiliser la moyenne géométrique pour calculer le taux de croissance moyen d'après des taux d'intérêts composés avec variables. La moyenne tronquée calcule la moyenne arithmétique du jeu de données une fois que les valeurs aberrantes extrêmes ont été tronquées. Comme les moyennes ont tendance à être considérablement biaisées en présence de valeurs aberrantes, la moyenne tronquée réduit ce problème dans les distributions étalées.

L'erreur type de la moyenne calcule l'erreur autour de la moyenne de l'échantillon. Plus la taille de l'échantillon est importante, plus l'erreur est petite, de telle façon que pour une taille d'échantillon infiniment grande, l'erreur est proche de zéro, indiquant que le paramètre de population a été estimé. À cause des erreurs d'échantillonnage, l'intervalle de confiance de 95 % pour la moyenne est fourni. D'après une analyse des points de données de l'échantillon, la véritable moyenne de la population devrait se trouver entre ces intervalles inférieur et supérieur pour la moyenne.

La médiane est le point de données où 50 % de tous les points de données se trouvent au-dessus de cette valeur et les 50 % restants au-dessous de cette valeur. Parmi les trois premières statistiques de moments, la médiane est la moins sensible aux valeurs aberrantes. Dans une distribution symétrique, la médiane est égale à la moyenne arithmétique. On a une distribution étalée quand la médiane est éloignée de la moyenne. Le mode mesure le point de données à l'occurrence la plus fréquente.

Le minimum est la plus petite valeur du jeu de données et le maximum la plus grande. La plage est la différence entre les valeurs maximum et minimum.

Le deuxième moment mesure la largeur ou la dispersion d'une distribution, et est fréquemment décrit à l'aide de mesures comme les écarts types, les variances, les quartiles et les plages inter-quartiles. L'écart type indique l'écart moyen de tous les points de données de leur moyenne. C'est une mesure populaire quand associée au risque (des écarts types élevés signifient une distribution plus large, un risque plus élevé ou une dispersion plus large des points de données autour de la moyenne) et ses unités sont identiques à celles du jeu de données d'origine. L'écart type de l'échantillon est différent de l'écart type de la population car le premier utilise une correction des degrés de liberté pour prendre les petites tailles d'échantillons en compte. De plus, les intervalles de confiance inférieur et supérieur sont fournis pour l'écart type et le véritable écart type de la population se trouve dans cet intervalle. Si votre jeu de données couvre tous les éléments de la population, utilisez l'écart type de la population à la place. Les deux mesures de variance sont simplement les valeurs des écarts types au carré.

Le coefficient de variabilité est l'écart type de l'échantillon divisé par la moyenne de l'échantillon, donnant une mesure de la dispersion sans unité qui peut être comparée dans différentes distributions (vous pouvez désormais comparer des distributions de valeurs exprimées en millions avec des distributions de valeurs exprimées en milliards, ou mètres et kilogrammes, etc.). Le premier quartile mesure le 25ème percentile des points de données quand ils sont organisés de la valeur la plus faible à la valeur la plus élevée. Le troisième quartile est la valeur du 75ème percentile des points de données. Les quartiles sont parfois utilisés comme plages supérieure et inférieure d'une distribution car ils tronquent le jeu de données pour exclure les valeurs aberrantes. La plage inter-quartiles est la différence entre le troisième et le premier quartiles, et est souvent utilisée pour mesurer la largeur du centre de la distribution.

L'étalement est le troisième moment d'une distribution. L'étalement caractérise le degré d'asymétrie d'une distribution autour de sa moyenne. L'étalement vers la droite indique une distribution avec une queue asymétrique tendant vers les valeurs plus positives. L'étalement vers la gauche indique une distribution avec une queue asymétrique tendant vers les valeurs plus négatives.

Le kurtosis caractérise l'irrégularité ou l'aplatissement relatif d'une distribution par rapport à une distribution normale. C'est le quatrième moment d'une distribution. Un kurtosis positif indique une distribution relativement irrégulière. Un kurtosis négatif indique une distribution relativement plate. Le kurtosis mesuré ici a été centré sur zéro (d'autres mesures de kurtosis sont centrées sur 3,0). Les deux méthodes sont valides, mais un centrage sur zéro simplifie l'interprétation. Un kurtosis positif élevé indique une distribution irrégulière (avec pics) autour de son centre et des queues leptocurtiques ou épaisses. Cela indique une probabilité plus élevée d'événements extrêmes (par ex. catastrophes, attaques terroristes, krachs boursiers) que prédite dans une distribution normale.

Résumé statistique

Statistiques	*Variable X1*		
Observations	*50.0000*	*Écart type (échantillon)*	*172.9140*
Moyenne arithmétique	*331.9200*	*Écart type (population)*	*171.1761*
Moyenne géométrique	*281.3247*	*Intervalle de confiance inférieur pour l'écart type*	*148.6090*
Moyenne tronquée	*325.1739*	*Intervalle de confiance supérieur pour l'écart type*	*207.7947*
Erreur type de la moyenne arithmétique	*24.4537*	*Variance (échantillon)*	*29899.2588*
Intervalle de confiance inférieur pour la moyenne	*283.0125*	*Variance (population)*	*29301.2736*
Intervalle de confiance supérieur pour la moyenne	*380.8275*	*Coefficient de variabilité*	*0.5210*
Médiane	*307.0000*	*Premier quartile (Q1)*	*204.0000*
Minimum	*47.0000*	*Troisième quartile (Q3)*	*441.0000*
Maximum	*764.0000*	*Plage inter-quartiles*	*237.0000*
Plage	*717.0000*	*Étalement*	*0.4838*
		Kurtosis	*-0.0952*

Figure 5.30 – Exemple de rapport de l'outil d'analyse statistique

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Test d'hypothèse (test T sur la moyenne de population d'une variable)

Résumé statistique

Statistiques provenant du jeu de données :		*Statistiques calculées :*	
Observations	*50*	*Statistique T*	*13.5734*
Moyenne de l'échantillon	*331.92*	*Valeur prédictive (queue droite)*	***0.0000***
Écart type de l'échantillon	*172.91*	*Valeur prédictive (queue gauche)*	***1.0000***
		Valeur prédictive (bilatérale)	***0.0000***
Statistiques fournies par l'utilisateur :			
		Hypothèse nulle (Ho) :	*μ = moyenne hypothétique*
Moyenne hypothétique	*0.00*	*Hypothèse alternative (Ha) :*	*μ < > moyenne hypothétique*
		Remarques : <>"indique « supérieur à » pour les tests d'hypothèse de queue droite, « inférieur à » pour les tests de queue gauche, ou	

Récapitulatif du test d'hypothèse

Le test T à une variable est approprié quand l'écart type de la population n'est pas connu, mais que la distribution de l'échantillonnage est supposée être à peu près normale (le test T est utilisé quand la taille de l'échantillon est inférieure à 30, mais est aussi approprié, et en fait fournit des résultats plus conservateurs, avec les jeux de données volumineux). Ce test T peut être appliqué à trois types de tests d'hypothèse: test bilatéral, test de queue droite et test de queue gauche. Les trois tests et leurs résultats respectifs sont affichés ci-dessous pour référence.

Test d'hypothèse bilatéral

Une hypothèse bilatérale teste l'hypothèse nulle Ho selon laquelle la moyenne de la population est statistiquement identique à la moyenne hypothétique. L'hypothèse alternative est que la véritable moyenne de la population est statistiquement différente de la moyenne hypothétique si elle est testée en utilisant le jeu de données échantillon. En utilisant un test T, si la valeur prédictive calculée est inférieure à un montant de signification spécifié (généralement 0,10, 0,05 ou 0,01), cela signifie que la moyenne de la population est statistiquement significativement différente de la moyenne hypothétique à une valeur de signification de 10 %, 5 % et 1 % (ou confiance statistique de 90 %, 95 % et 99 %). Inversement, si la valeur prédictive est supérieure à 0,10, 0,05 ou 0,01, la moyenne de la population est statistiquement identique à la moyenne hypothétique et toutes différences potentielles sont dues au hasard.

Test d'hypothèse de queue droite

Un test d'hypothèse de queue droite teste l'hypothèse nulle Ho selon laquelle la moyenne de la population est statistiquement inférieure ou égale à la moyenne hypothétique. L'hypothèse alternative est que la véritable moyenne de la population est statistiquement supérieure à la moyenne hypothétique si elle est testée en utilisant le jeu de données échantillon. En utilisant un test T, si la valeur prédictive calculée est inférieure à un montant de signification spécifié (généralement 0,10, 0,05 ou 0,01), cela signifie que la moyenne de la population est statistiquement significativement supérieure à la moyenne hypothétique à une valeur de signification de 10 %, 5 % et 1 % (ou confiance statistique de 90 %, 95 % et 99 %). Inversement, si la valeur prédictive est supérieure à 0,10, 0,05 ou 0,01, la moyenne de la population est statistiquement similaire ou inférieure à la moyenne hypothétique.

Test d'hypothèse de queue gauche

Un test d'hypothèse de queue gauche teste l'hypothèse nulle Ho selon laquelle la moyenne de la population est statistiquement supérieure ou égale à la moyenne hypothétique. L'hypothèse alternative est que la véritable moyenne de la population est statistiquement inférieure à la moyenne hypothétique si elle est testée en utilisant le jeu de données échantillon. En utilisant un test T, si la valeur prédictive calculée est inférieure à un montant de signification spécifié (généralement 0,10, 0,05 ou 0,01), cela signifie que la moyenne de la population est statistiquement significativement inférieure à la moyenne hypothétique à une valeur de signification de 10 %, 5 % et 1 % (ou confiance statistique de 90 %, 95 % et 99 %). Inversement, si la valeur prédictive est supérieure à 0,10, 0,05 ou 0,01, la moyenne de la population est statistiquement similaire ou supérieure à la moyenne hypothétique et toutes différences potentielles sont dues au hasard.

Le test T étant plus conservateur et ne nécessitant pas un écart type de la population connu comme le test Z, nous utilisons uniquement ce test T.

Figure 5.31 – Exemple de rapport de l'outil d'analyse statistique (test d'hypothèse d'une variable)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Test de normalité

Le test de normalité est une forme de test non paramétrique, qui ne fait pas de suppositions quant à la forme spécifique de la population d'où provient l'échantillon, permettant d'analyser des jeux de données échantillons plus petits. Ce test évalue l'hypothèse nulle selon laquelle l'échantillon de données provient d'une population normalement distribuée, par opposition à une hypothèse alternative selon laquelle l'échantillon de données n'est pas normalement distribué. Si la valeur prédictive calculée est inférieure ou égale à la valeur de signification alpha (ou quand la statistique D est supérieure aux niveaux D critiques appropriés), rejetez l'hypothèse nulle et acceptez l'hypothèse alternative. Sinon, si la valeur prédictive calculée est supérieure à la valeur de signification alpha (ou quand la statistique D est inférieure aux niveaux D critiques appropriés), ne rejetez pas l'hypothèse nulle. Ce test s'appuie sur deux fréquences cumulatives : une dérivée du jeu de données échantillon, la deuxième d'une distribution théorique basée sur la moyenne et l'écart type de l'échantillon de données. On peut aussi effectuer un test khi-carré de normalité. L'exécution du test du khi-carré nécessite plus de points de données que le test de normalité présenté ici.

Résultats du test

Moyenne des données	*331.92*
Écart type	*172.91*
Statistique D	*0.0859*
Valeur D critique à 1 %	*0.1150*
Valeur D critique à 5 %	*0.1237*
Valeur D critique à 10 %	*0.1473*

Hypothèse nulle : Les erreurs sont distribuées normalement.

Données	*Fréquence relative*	*Observée*	*Attendue*	*O-A*
47.00	*0.02*	*0.02*	*0.0497*	*-0.0297*
68.00	*0.02*	*0.04*	*0.0635*	*-0.0235*
87.00	*0.02*	*0.06*	*0.0783*	*-0.0183*
96.00	*0.02*	*0.08*	*0.0862*	*-0.0062*
102.00	*0.02*	*0.10*	*0.0918*	*0.0082*
108.00	*0.02*	*0.12*	*0.0977*	*0.0223*
114.00	*0.02*	*0.14*	*0.1038*	*0.0362*
127.00	*0.02*	*0.16*	*0.1180*	*0.0420*
153.00	*0.02*	*0.18*	*0.1504*	*0.0296*
177.00	*0.02*	*0.20*	*0.1851*	*0.0149*
186.00	*0.02*	*0.22*	*0.1994*	*0.0206*
188.00	*0.02*	*0.24*	*0.2026*	*0.0374*
198.00	*0.02*	*0.26*	*0.2193*	*0.0407*
222.00	*0.02*	*0.28*	*0.2625*	*0.0175*
231.00	*0.02*	*0.30*	*0.2797*	*0.0203*
240.00	*0.02*	*0.32*	*0.2975*	*0.0225*
246.00	*0.02*	*0.34*	*0.3096*	*0.0304*
251.00	*0.02*	*0.36*	*0.3199*	*0.0401*
265.00	*0.02*	*0.38*	*0.3494*	*0.0306*
280.00	*0.02*	*0.40*	*0.3820*	*0.0180*

Figure 5.32 – Exemple de rapport de l'outil d'analyse statistique (test de normalité)

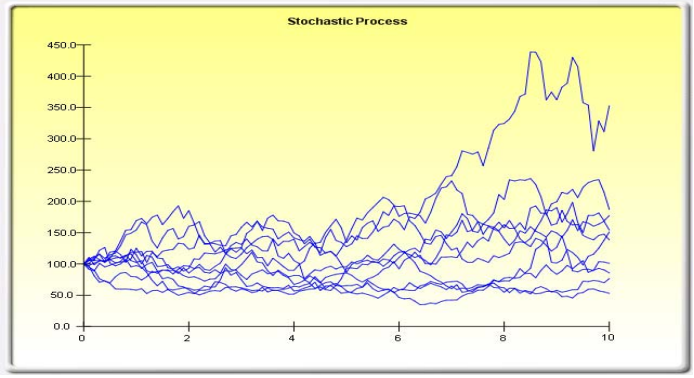
 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Processus stochastique - Estimations des paramètres

Résumé statistique

Un processus stochastique est une séquence d'événements ou chemins générés par les lois probabilistes. C'est-à-dire que des événements aléatoires peuvent survenir dans le temps, mais qu'ils sont régis par des lois statistiques et probabilistes spécifiques. Les principaux processus stochastiques incluent le trajet aléatoire ou mouvement brownien, le retour à la moyenne et la diffusion par saut. Ces processus peuvent être utilisés pour prévoir une multitude de variables qui semblent suivre des tendances aléatoires mais sont malgré tout restreintes par les lois probabilistes. L'équation qui génère le processus est connue à l'avance, mais les résultats générés sont inconnus.

Le processus de mouvement brownien ou trajet aléatoire peut être utilisé pour prévoir les cours des actions, les prix des produits de base et autres données de séries chronologiques stochastiques avec un taux de dérive ou de croissance et une volatilité autour du chemin de dérive. Le processus de retour à la moyenne peut être utilisé pour réduire les fluctuations du processus de trajet aléatoire en permettant au chemin de cibler la valeur à long terme, le rendant utile pour prévoir les variables de séries chronologiques dotées d'un taux à long terme, comme les taux d'intérêt ou d'inflation (des taux cibles à long terme par les autorités réglementaires ou le marché). Le processus de diffusion par saut est utile pour prévoir les données de séries chronologiques quand la variable présente parfois des sauts ou bonds aléatoires, comme le cours du pétrole ou le prix de l'électricité (des chocs événementiels exogènes discrets peuvent faire flamber ou brutalement chuter les prix). Enfin, ces trois processus peuvent être combinés selon vos besoins.



Résumé statistique

Vous trouverez ci-dessous les paramètres estimés pour un processus stochastique d'après les données fournies. C'est à vous de déterminer si la probabilité d'ajustement (similaire au calcul de validité de l'ajustement) est suffisante pour justifier l'utiliser d'une prévision par processus stochastique, et dans l'affirmative, s'il doit s'agir d'un modèle de trajet aléatoire, de retour à la moyenne ou de diffusion par saut, ou encore d'une combinaison de ces processus. Pour choisir le modèle de processus stochastique approprié, vous devrez vous appuyer sur vos expériences passées et des attentes financières et économiques à priori de ce qui représente le mieux le jeu de données sous-jacent. Ces paramètres peuvent être entrés dans une prévision par processus stochastique (Simulateur de risques I Prévisions I Processus stochastiques).

(annualisées)					
*Taux de dérive**	*-1.48%*	*Taux de retour***	*283.89%*	*Taux de saut***	*20.41%*
*Volatilité**	*88.84%*	*Valeur à long terme***	*327.72*	*Taille de saut***	*237.89*

Probabilité d'ajustement du modèle stochastique : *46.48%*

**Les valeurs sont annualisées*

***Les valeurs sont périodiques*

Figure 5.33 – Exemple de rapport de l'outil d'analyse statistique (estimation des paramètres stochastiques)

5.10 Outil d'analyse distributionnelle

L'outil d'analyse distributionnelle est un outil de probabilité statistique du Simulateur de risques qui peut être très utile dans diverses situations. Il peut être utilisé pour calculer la fonction de densité de probabilité (FDP), qui est aussi appelée fonction de masse de probabilité (FMP) pour les distributions discrètes (ces termes sont utilisés indifféremment), quand si on a une distribution et ses paramètres, on peut déterminer la probabilité d'occurrence étant donné un résultat *x*. De plus, la fonction de distribution cumulative (FDC) peut être calculée ; il s'agit de la somme des valeurs de la FDP

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

jusqu'à cette valeur *x*. Enfin, la fonction de distribution cumulative inverse (FDCI) est utilisée pour calculer la valeur *x* étant donné la probabilité cumulative d'occurrence.

L'outil est accessible par le biais de **Simulateur de risques** | **Outils** | **Analyse distributionnelle**. La figure 5.34 est un exemple de son utilisation et montre le calcul d'une distribution binomiale (c.-à-d. une distribution avec deux résultats, comme un tirage au sort dont le résultat est pile ou face, avec une probabilité prescrite de pile ou face). Supposez que nous effectuons un tirage à pile ou face deux fois, et définissions le résultat face comme succès, nous utilisons la distribution binomiale avec essais = 2 (lancer la pièce deux fois) et probabilité = 0,50 (la probabilité de succès d'obtenir face). En sélectionnant la FDP et définissant la plage de valeurs *x* de 0 à 2 avec un incrément de 1 (cela signifie que nous demandons les valeurs 0, 1, 2 pour *x*), les probabilités résultantes sont fournies dans un tableau et sous forme graphique, ainsi que les quatre moments théoriques de la distribution. Les résultats du tirage à pile ou face étant face-face, pile-pile, face-pile et pile-face, la probabilité d'obtenir exactement zéro face est de 25 %, une face de 50 %, et deux faces de 25 %.

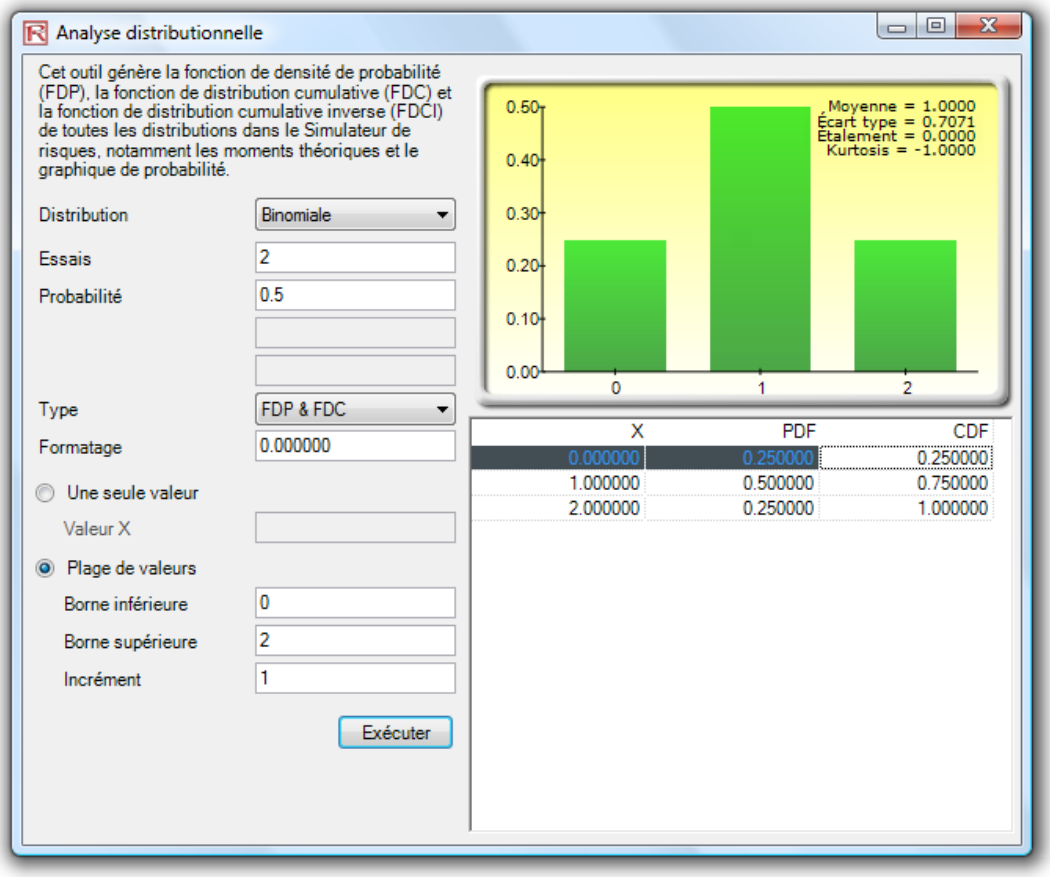
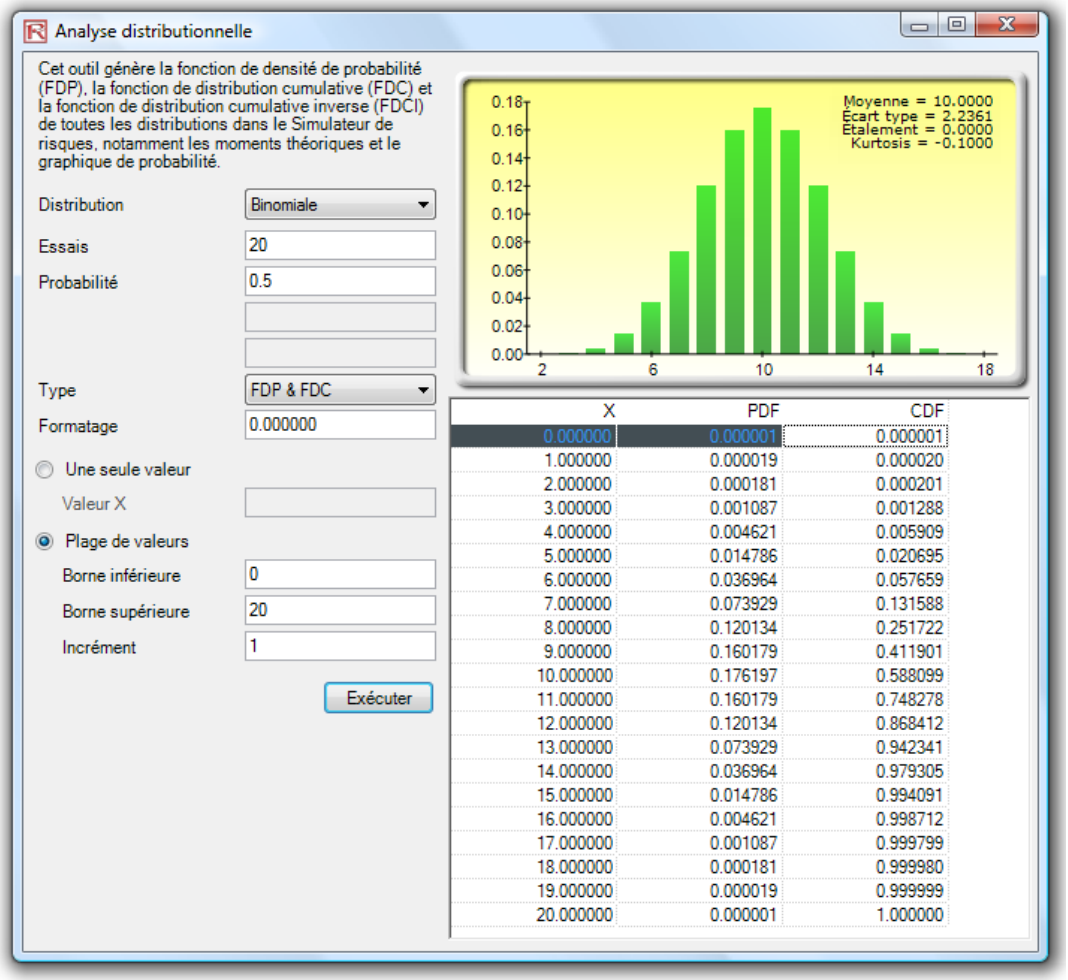


Figure 5.34 – Outil d'analyse distributionnelle (distribution binomiale avec 2 essais)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

De façon similaire, nous pouvons obtenir les probabilités exactes de, par exemples, 20 tirages à pile ou face, comme illustré à la figure 5.35. Les résultats sont présentés dans un tableau et sous forme graphique.



X	PDF	CDF
0.000000	0.000001	0.000001
1.000000	0.000019	0.000020
2.000000	0.000181	0.000201
3.000000	0.001087	0.001288
4.000000	0.004621	0.005909
5.000000	0.014786	0.020695
6.000000	0.036964	0.057659
7.000000	0.073929	0.131588
8.000000	0.120134	0.251722
9.000000	0.160179	0.411901
10.000000	0.176197	0.588099
11.000000	0.160179	0.748278
12.000000	0.120134	0.868412
13.000000	0.073929	0.942341
14.000000	0.036964	0.979305
15.000000	0.014786	0.994091
16.000000	0.004621	0.998712
17.000000	0.001087	0.999799
18.000000	0.000181	0.999980
19.000000	0.000019	0.999999
20.000000	0.000001	1.000000

Figure 5.35 – Outil d'analyse distributionnelle (distribution binomiale avec 20 essais)

La figure 5.36 montre la même distribution binomiale, mais maintenant la FDC est calculée. La FDC est simplement la somme des valeurs de la FDP jusqu'au point *x*. Par exemple, à la figure 5.35, nous voyons que les probabilités de 0, 1 et 2 sont 0,000001, 0,000019 et 0,000181, dont la somme est égale à 0,000201, la valeur de la FDC à $x = 2$ à la figure 5.36. Alors que la FDP calcule les probabilités d'obtenir exactement deux faces, la FDC calcule la probabilité d'obtenir deux faces maximum ou jusqu'à deux faces (ou les probabilités de 0, 1 et 2 faces). En prenant le complément (c.-à-d. 1 – 0.00021), on obtient 0,999799, ou 99,9799 %, ce qui est la probabilité d'obtenir au moins 3 faces.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

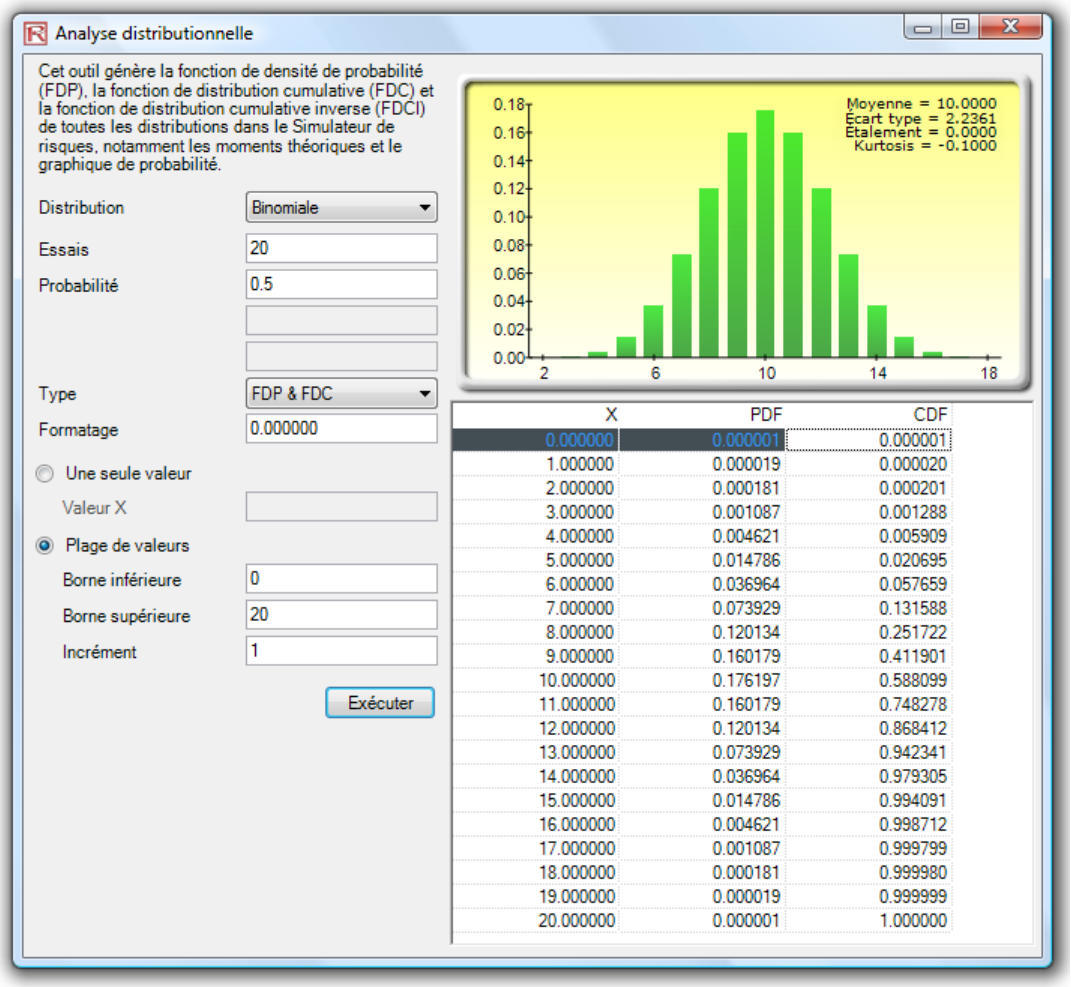


Figure 5.36 – Outil d'analyse distributionnelle (FDC d'une distribution binomiale avec 20 essais)

En utilisant l'outil d'analyse distributionnelle, des distributions encore plus avancées peuvent être analysées, notamment les distributions gamma, bêta, binomiale négative et de nombreuses autres distributions, dans le Simulateur de risques. Autre exemple de l'utilisation de cet outil dans une distribution continue et de la fonctionnalité FDCI, la figure 5.37 montre la distribution normale standard (distribution normale avec une moyenne de 0 et un écart type de 1), où nous appliquons la FDCI pour trouver la valeur de *x* qui correspond à la probabilité cumulative de 97,50 % (FDC). C'est-à-dire qu'une FDC à une queue de 97,50 % est équivalente à un intervalle de confiance de 95 % à deux queues (il y a une probabilité de 2,50 % dans la queue droite et une probabilité de 2,50 % dans la queue gauche, ce qui laisse 95 % au centre de la zone d'intervalle de confiance, ce qui équivaut à une zone de 97,50 % pour une queue). Le résultat est l'écart réduit ou score Z familier de 1,96. Ainsi, en utilisant l'outil d'analyse distributionnelle,

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

les scores normalisés pour d'autres distributions, ainsi que les probabilités exactes et cumulatives d'autres distributions, peuvent tous être obtenus rapidement et facilement.

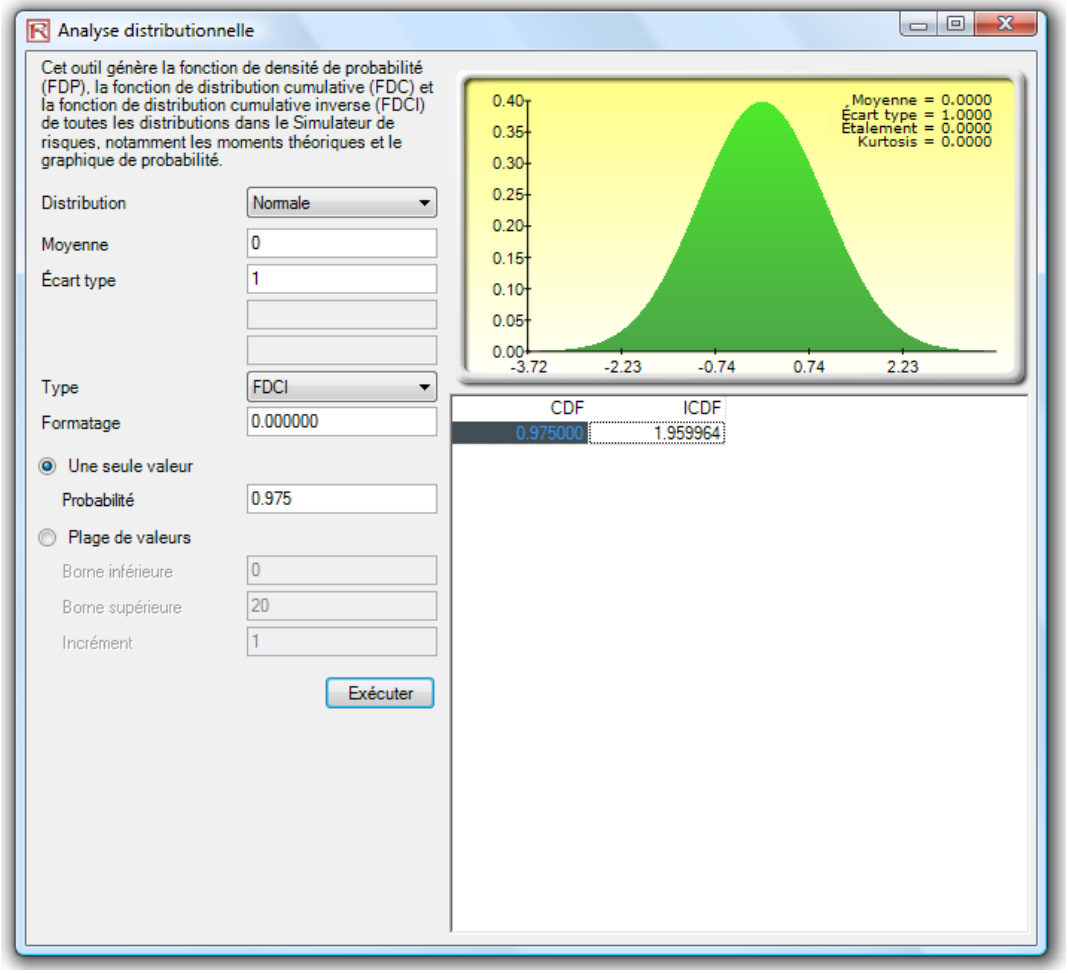


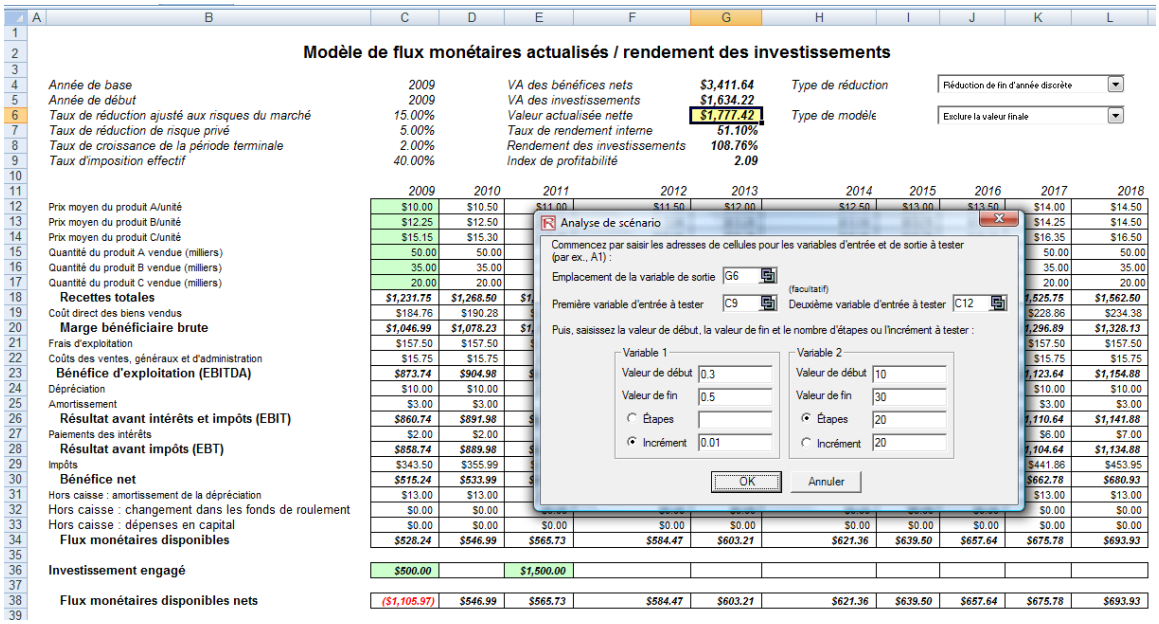
Figure 5.37 – Outil d'analyse distributionnelle (FDCI et écart réduit d'une distribution normale)

5.11 Outil d'analyse de scénario

L'outil d'analyse de scénario du Simulateur de risques vous permet d'exécuter plusieurs scénarios rapidement et facilement, en changeant un ou deux paramètres d'entrée afin de déterminer la sortie d'une variable. La figure 5.38 illustre la façon dont fonctionne cet outil sur l'exemple de modèle de flux monétaires actualisés (modèle 7 dans le dossier des exemples de modèles du Simulateur de risques). Dans cet exemple, la cellule G6 (valeur actualisée nette) est sélectionnée comme sortie qui nous intéresse, et les cellules C9 (taux d'imposition effectif) et C12 (prix du produit) sont sélectionnées comme des entrées à perturber. Vous pouvez aussi définir les valeurs de début et de fin à tester, ainsi

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

que l'incrément ou le nombre d'étapes à exécuter entre ces valeurs de début et de fin. Le résultat est un tableau d'analyse de scénario (figure 5.39), où les en-têtes de lignes ou de colonnes sont les deux variables d'entrée et le corps du tableau montre les valeurs actualisées nettes.



Modèle de flux monétaires actualisés / rendement des investissements

Année de base	*2009*	*VA des bénéfices nets*	***$3,411.64***	*Type de réduction*	Réduction de fin d'année discrète
Année de début	*2009*	*VA des investissements*	***$1,634.22***		
Taux de réduction ajusté aux risques du marché	*15.00%*	*Valeur actualisée nette*	***$1,777.42***	*Type de modèle*	Exclure la valeur finale
Taux de réduction de risque privé	*5.00%*	*Taux de rendement interne*	***51.10%***		
Taux de croissance de la période terminale	*2.00%*	*Rendement des investissements*	***108.76%***		
Taux d'imposition effectif	*40.00%*	*Index de profitabilité*	***2.09***		

	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Prix moyen du produit A/unité	$10.00	$10.50	$11.00	$11.50	$12.00	$12.50	$13.00	$13.50	$14.00	$14.50
Prix moyen du produit B/unité	$12.25	$12.50							$14.25	$14.50
Prix moyen du produit C/unité	$15.15	$15.30							$16.35	$16.50
Quantité du produit A vendue (milliers)	50.00	50.00							50.00	50.00
Quantité du produit B vendue (milliers)	35.00	35.00							35.00	35.00
Quantité du produit C vendue (milliers)	20.00	20.00							20.00	20.00
Recettes totales	***$1,231.75***	***$1,268.50***	***$1***						***,525.75***	***$1,562.50***
Coût direct des biens vendus	$184.76	$190.28							$228.86	$234.38
Marge bénéficiaire brute	***$1,046.99***	***$1,078.23***	***$1***						***,296.89***	***$1,328.13***
Frais d'exploitation	$157.50	$157.50							$157.50	$157.50
Coûts des ventes, généraux et d'administration	$15.75	$15.75							$15.75	$15.75
Bénéfice d'exploitation (EBITDA)	***$873.74***	***$904.98***	***$***						***,123.64***	***$1,154.88***
Dépréciation	$10.00	$10.00							$10.00	$10.00
Amortissement	$3.00	$3.00							$3.00	$3.00
Résultat avant intérêts et impôts (EBIT)	***$860.74***	***$891.98***	***$***						***,110.64***	***$1,141.88***
Paiements des intérêts	$2.00	$2.00							$6.00	$7.00
Résultat avant impôts (EBT)	***$858.74***	***$889.98***	***$***						***,104.64***	***$1,134.88***
Impôts	$343.50	$355.99							$441.86	$453.95
Bénéfice net	***$515.24***	***$533.99***	***$***						***$662.78***	***$680.93***
Hors caisse : amortissement de la dépréciation	$13.00	$13.00							$13.00	$13.00
Hors caisse : changement dans les fonds de roulement	$0.00	$0.00							$0.00	$0.00
Hors caisse : dépenses en capital	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00	$0.00
Flux monétaires disponibles	***$528.24***	***$546.99***	***$565.73***	***$584.47***	***$603.21***	***$621.36***	***$639.50***	***$657.64***	***$675.78***	***$693.93***
Investissement engagé	***$500.00***		***$1,500.00***							
Flux monétaires disponibles nets	***($1,105.97)***	***$546.99***	***$565.73***	***$584.47***	***$603.21***	***$621.36***	***$639.50***	***$657.64***	***$675.78***	***$693.93***

Analyse de scénario

Commencez par saisir les adresses de cellules pour les variables d'entrée et de sortie à tester (par ex., A1) :

Emplacement de la variable de sortie: G6 (facultatif)

Première variable d'entrée à tester: C9 — Deuxième variable d'entrée à tester: C12

Puis, saisissez la valeur de début, la valeur de fin et le nombre d'étapes ou l'incrément à tester :

Variable 1		Variable 2	
Valeur de début	0.3	Valeur de début	10
Valeur de fin	0.5	Valeur de fin	30
Étapes		Étapes	20
Incrément	0.01	Incrément	20

OK Annuler

Figure 5.38 – Outil d'analyse de scénario

TABLEAU D'ANALYSE DE SCÉNARIO

Variable de sortie	G6	**Valeur de référence in**	$3,127.87																	
Variable de color	C12	**Min. :**	10	**Max. :**	30	**Étapes :**	20	**Incréme**	---	**Valeur de référence in**	$10.00									
Variable de ligne	C9	**Min. :**	0.3	**Max. :**	0.5	**Étapes :**	---	**Incréme**	0.01	**Valeur de référence in**	40.00%									

	$10.00	$11.00	$12.00	$13.00	$14.00	$15.00	$16.00	$17.00	$18.00	$19.00	$20.00	$21.00	$22.00	$23.00	$24.00	$25.00	$26.00	$27.00	$28.00	$29.00	$30.00
30.00%	$3,905	$4,134	$4,364	$4,594	$4,823	$5,053	$5,282	$5,512	$5,742	$5,971	$6,201	$6,430	$6,660	$6,890	$7,119	$7,349	$7,578	$7,808	$8,038	$8,267	$8,497
31.00%	$3,827	$4,053	$4,280	$4,506	$4,732	$4,959	$5,185	$5,411	$5,638	$5,864	$6,090	$6,317	$6,543	$6,769	$6,996	$7,222	$7,448	$7,675	$7,901	$8,127	$8,354
32.00%	$3,749	$3,972	$4,196	$4,419	$4,642	$4,865	$5,088	$5,311	$5,534	$5,757	$5,980	$6,203	$6,426	$6,649	$6,872	$7,095	$7,318	$7,541	$7,764	$7,987	$8,210
33.00%	$3,672	$3,892	$4,111	$4,331	$4,551	$4,771	$4,990	$5,210	$5,430	$5,650	$5,869	$6,089	$6,309	$6,529	$6,748	$6,968	$7,188	$7,408	$7,627	$7,847	$8,067
34.00%	$3,594	$3,811	$4,027	$4,243	$4,460	$4,676	$4,893	$5,109	$5,326	$5,542	$5,759	$5,975	$6,192	$6,408	$6,625	$6,841	$7,058	$7,274	$7,491	$7,707	$7,924
35.00%	$3,516	$3,730	$3,943	$4,156	$4,369	$4,582	$4,796	$5,009	$5,222	$5,435	$5,648	$5,862	$6,075	$6,288	$6,501	$6,714	$6,928	$7,141	$7,354	$7,567	$7,780
36.00%	$3,439	$3,649	$3,858	$4,068	$4,278	$4,488	$4,698	$4,908	$5,118	$5,328	$5,538	$5,748	$5,958	$6,168	$6,378	$6,587	$6,797	$7,007	$7,217	$7,427	$7,637
37.00%	$3,361	$3,568	$3,774	$3,981	$4,188	$4,394	$4,601	$4,807	$5,014	$5,221	$5,427	$5,634	$5,841	$6,047	$6,254	$6,461	$6,667	$6,874	$7,081	$7,287	$7,494
38.00%	$3,283	$3,487	$3,690	$3,893	$4,097	$4,300	$4,503	$4,707	$4,910	$5,114	$5,317	$5,520	$5,724	$5,927	$6,130	$6,334	$6,537	$6,740	$6,944	$7,147	$7,350
39.00%	$3,206	$3,406	$3,606	$3,806	$4,006	$4,206	$4,406	$4,606	$4,806	$5,006	$5,206	$5,406	$5,607	$5,807	$6,007	$6,207	$6,407	$6,607	$6,807	$7,007	$7,207
40.00%	$3,128	$3,325	$3,521	$3,718	$3,915	$4,112	$4,309	$4,505	$4,702	$4,899	$5,096	$5,293	$5,489	$5,686	$5,883	$6,080	$6,277	$6,473	$6,670	$6,867	$7,064
41.00%	$3,050	$3,244	$3,437	$3,631	$3,824	$4,018	$4,211	$4,405	$4,598	$4,792	$4,985	$5,179	$5,372	$5,566	$5,759	$5,953	$6,147	$6,340	$6,534	$6,727	$6,921
42.00%	$2,972	$3,163	$3,353	$3,543	$3,733	$3,924	$4,114	$4,304	$4,494	$4,685	$4,875	$5,065	$5,255	$5,446	$5,636	$5,826	$6,016	$6,207	$6,397	$6,587	$6,777
43.00%	$2,895	$3,082	$3,269	$3,456	$3,643	$3,830	$4,017	$4,204	$4,390	$4,577	$4,764	$4,951	$5,138	$5,325	$5,512	$5,699	$5,886	$6,073	$6,260	$6,447	$6,634
44.00%	$2,817	$3,001	$3,184	$3,368	$3,552	$3,735	$3,919	$4,103	$4,287	$4,470	$4,654	$4,838	$5,021	$5,205	$5,389	$5,572	$5,756	$5,940	$6,123	$6,307	$6,491
45.00%	$2,739	$2,920	$3,100	$3,281	$3,461	$3,641	$3,822	$4,002	$4,183	$4,363	$4,543	$4,724	$4,904	$5,085	$5,265	$5,445	$5,626	$5,806	$5,987	$6,167	$6,347
46.00%	$2,662	$2,839	$3,016	$3,193	$3,370	$3,547	$3,724	$3,902	$4,079	$4,256	$4,433	$4,610	$4,787	$4,964	$5,141	$5,319	$5,496	$5,673	$5,850	$6,027	$6,204
47.00%	$2,584	$2,758	$2,932	$3,106	$3,279	$3,453	$3,627	$3,801	$3,975	$4,149	$4,322	$4,496	$4,670	$4,844	$5,018	$5,192	$5,365	$5,539	$5,713	$5,887	$6,061
48.00%	$2,506	$2,677	$2,847	$3,018	$3,189	$3,359	$3,530	$3,700	$3,871	$4,041	$4,212	$4,382	$4,553	$4,724	$4,894	$5,065	$5,235	$5,406	$5,576	$5,747	$5,918
49.00%	$2,429	$2,596	$2,763	$2,930	$3,098	$3,265	$3,432	$3,600	$3,767	$3,934	$4,101	$4,269	$4,436	$4,603	$4,771	$4,938	$5,105	$5,272	$5,440	$5,607	$5,774
50.00%	$2,351	$2,515	$2,679	$2,843	$3,007	$3,171	$3,335	$3,499	$3,663	$3,827	$3,991	$4,155	$4,319	$4,483	$4,647	$4,811	$4,975	$5,139	$5,303	$5,467	$5,631

Figure 5.39 – Tableau d'analyse de scénario

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.12 Outil de regroupement par segmentation

Une dernière technique analytique intéressante est le regroupement par segmentation. La figure 6.25 illustre un exemple de jeu de données. Vous pouvez sélectionner les données et exécuter l'outil par le biais de Simulateur de risques | Outils | Regroupement par segmentation. La figure 5.40 montre un exemple de segmentation de deux groupes. C'est-à-dire qu'en prenant le jeu de données d'origine, nous exécutons des algorithmes internes (un regroupement combiné ou à K moyennes hiérarchique et autre méthode de moments afin de trouver les groupes les mieux ajustés ou les regroupements statistiques naturels) afin de statistiquement diviser ou segmenter le jeu de données d'origine en deux groupes. Vous pouvez voir les appartenances aux deux groupes à la figure 5.40. Bien sûr, vous pouvez segmenter ce jeu de données en autant de groupes que vous le souhaitez. Cette technique est très utile dans diverses situations, notamment dans les domaines du marketing (segmentation du marché en plusieurs groupes de gestion des relations avec la clientèle, etc.), des sciences physiques, de l'ingénierie, et autres.

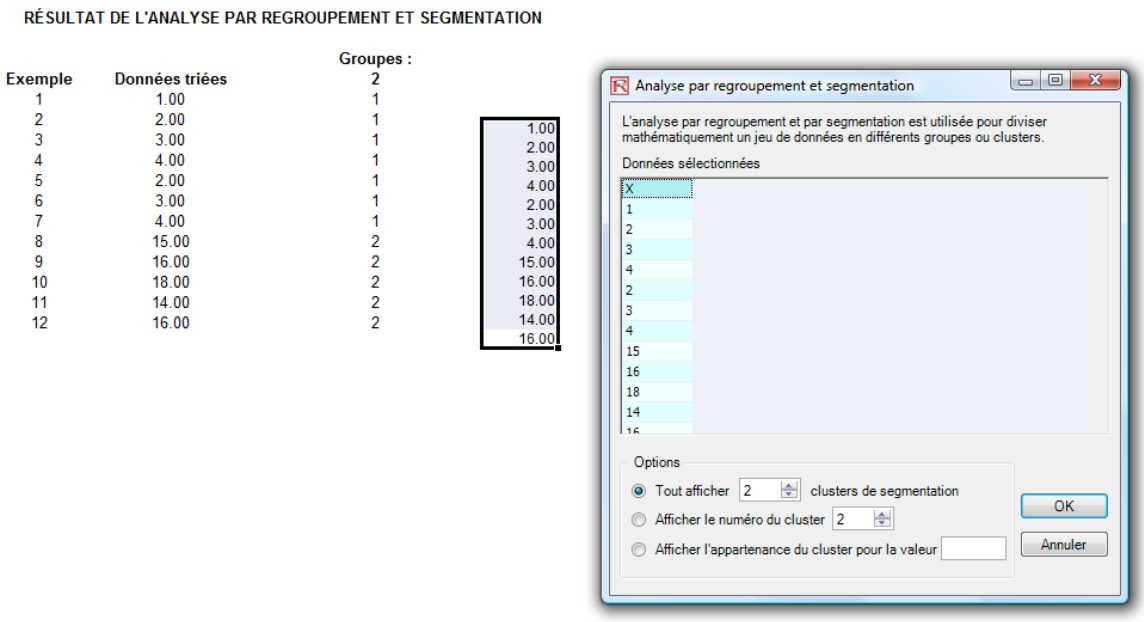


Figure 5.40 – Outil de regroupement par segmentation et résultats

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.13 Nouveaux outils du Simulateur de risques 2011/2012

5.14 Génération de nombres aléatoires, Monte Carlo et hypercube latin, méthodes de copules de corrélation

À partir de la version 2011/2012, le Simulateur de risques inclut 6 générateurs de nombres aléatoires, 3 copules de corrélation et 2 méthodes d'échantillonnage de simulation au choix (figure 5.41). Pour définir ces préférences, allez à ***Simulateur de risques | Options***.

Le générateur de nombres aléatoires (Random Number Generator, RNG) est au cœur de tout logiciel de simulation. Selon le nombre aléatoire généré, différentes méthodes mathématiques peuvent être construites. La méthode par défaut est la méthodologie exclusive du Simulateur de risques ROV, qui fournit les nombres les meilleurs et les plus solides. Il y a 6 générateurs de nombres aléatoires pris en charge et en général, la méthode par défaut du Simulateur de risques ROV et la méthode Advanced Subtractive Random Shuffle sont les deux approches recommandées. N'appliquez pas les autres méthodes à moins que cela soit spécifiquement nécessaire pour votre méthode ou votre analyse et même dans ce cas, nous vous recommandons de tester les résultats par rapport aux deux approches recommandées. Plus vous descendez dans la liste des générateurs de nombres aléatoires, plus l'algorithme est simple et plus l'exécution est rapide, et plus vous remontez dans cette liste, plus les résultats sont solides.

Dans la section Corrélations, trois méthodes sont prises en charge: la copule normale, la copule T et la copule quasi-normale. Ces méthodes s'appuient sur des techniques d'intégration mathématiques et en cas de doute, la copule normale fournit les résultats les plus sûrs et les plus conservateurs. La copule T fournit des valeurs extrêmes dans les queues des distributions simulées et la copule quasi-normale renvoie des résultats se situant entre ces valeurs.

Dans la section des méthodes de simulation, les méthodes de simulation de Monte Carlo (MCS) et d'échantillonnage par hypercube latin (LHS) sont prises en charge. Remarque: Les copules et autres fonctions multi-variables ne sont ***pas*** compatibles avec la méthode LHS. En effet, l'échantillonnage par hypercube latin peut être appliqué à une seule variable aléatoire, mais pas à une distribution jointe. En fait, l'échantillonnage par hypercube latin a un impact très limité sur la précision de la sortie du modèle plus il y a de distributions dans le modèle, car cette méthode ne s'applique qu'à des distributions individuelles. Les avantages de l'échantillonnage par hypercube latin sont également réduits si le nombre d'échantillons spécifié au début n'est pas effectué, c'est-à-dire si la simulation est interrompue en cours. L'échantillonnage par hypercube latin représente

aussi une charge lourde sur un modèle de simulation avec un grand nombre d'entrées car il doit générer et organiser les échantillons de chaque distribution avant d'exécuter le premier échantillon d'une distribution. Cela peut provoquer un long retard dans l'exécution d'un modèle volumineux, tout en ne fournissant que très peu de précision supplémentaire. Enfin, l'échantillonnage par hypercube latin est mieux adapté aux distributions qui se « comportent bien » sont symétriques et sans aucune corrélation. Néanmoins, l'échantillonnage par hypercube latin est une approche puissante qui produit une distribution uniformément échantillonnée, alors que la simulation de Monte Carlo peut parfois générer des distributions irrégulières (les données échantillonnées peuvent parfois être plus concentrées dans une partie de la distribution) au lieu d'une distribution plus uniformément échantillonnée (chaque partie de la distribution est échantillonnée) quand l'échantillonnage par hypercube latin est appliqué.

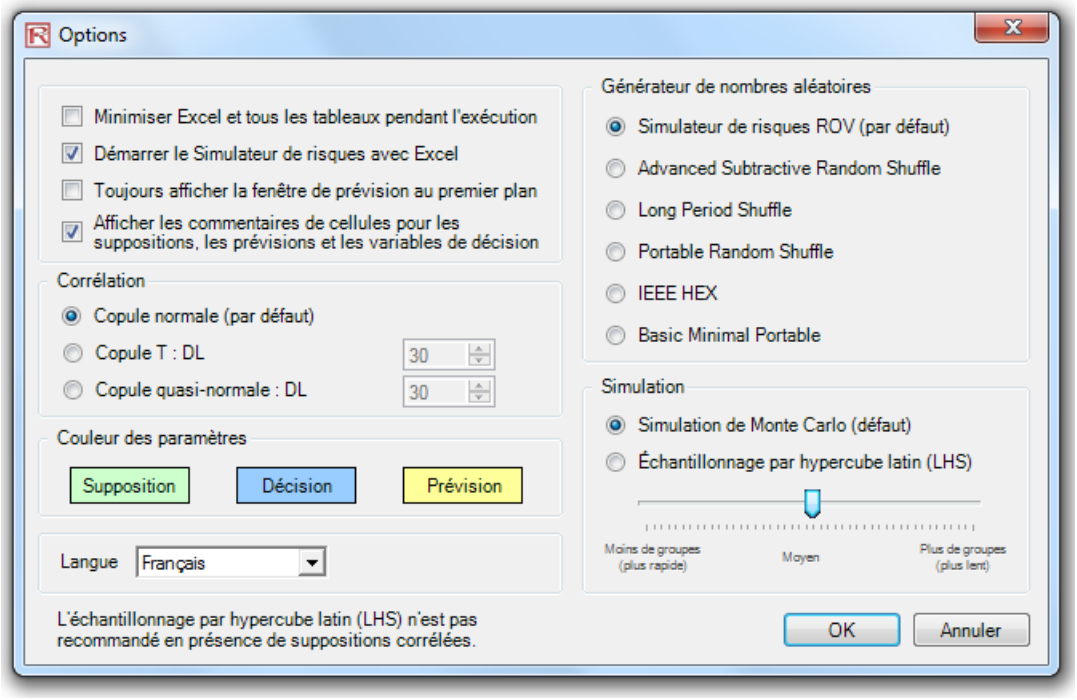


Figure 5.41 – Options du Simulateur de risques

5.15 Désaisonnalisation des données, correction des tendances et test de saisonnalité

L'outil de désaisonnalisation des données et correction des tendances du Simulateur de risques vous permet de supprimer tout composant de saisonnalité ou de tendance de vos données. Ce processus vous permet de montrer uniquement les changements de valeurs absolus d'une période à l'autre, pour permettre l'identification des fluctuations cycliques potentielles dans les données de séries chronologiques. La désaisonnalisation et la

correction des tendances suppriment les dérives générales, la tendance, les pointes, les courbes et autres cycles saisonniers pouvant affecter vos données de séries chronologiques, ne laissant que le véritable comportement structurel des données dans le temps.

Les périodes de saisonnalité représentent le nombre de périodes devant passer avant que le cycle ne se répète (par ex. 24 heures dans un jour, 12 mois dans une année, 4 trimestres dans une année, 60 minutes dans une heure, etc.), mais il arrive qu'il y ait d'autres périodes de saisonnalité, qui ne sont pas évidentes en regardant simplement les données ou la variable. Ce test de saisonnalité analyse vos données de séries chronologiques pour déterminer la périodicité de saisonnalité la mieux adaptée. En utilisant cette saisonnalité, vous pouvez alors ajuster les effets saisonniers avec l'outil Désaisonnaliser les données ci-dessus ou utiliser l'outil d'analyse des données chronologiques pour fournir une meilleure prévision.

Procédure de désaisonnalisation et de correction des tendances:

- Sélectionnez les données à analyser (par ex. B9:B28) et cliquez sur Simulateur de risques | Outils | Désaisonnalisation des données et correction des tendances.
- Sélectionnez ***Désaisonnaliser les données*** et/ou ***Corriger les tendances des données***, choisissez les modèles de correction des données à exécuter, puis entrez les ordres pertinents (par ex. polynomial, moyenne mobile, différence et taux) et cliquez sur OK.
- Consultez les deux rapports générés pour plus de détails sur la méthodologie, l'application, les graphiques en résultant et les données désaisonnalisées/avec tendances corrigées.

Procédure pour le test de saisonnalité:

- Sélectionnez les données à analyser (par ex. B9:B28) et cliquez sur Simulateur de risques | Outils | Test de saisonnalité.
- Entrez la période de saisonnalité maximale à tester. C'est-à-dire, si vous entrez 6, le Simulateur de risques testera les périodes de saisonnalité suivantes: 1, 2, 3, 4, 5, 6. La période 1 n'implique bien sûr aucune saisonnalité dans les données.
- Consultez le rapport généré pour plus de détails sur la méthodologie, l'application, les graphiques en résultant et les résultats du test de saisonnalité. La meilleure périodicité de saisonnalité (celle avec la mesure d'erreur RMSE la plus faible) est affichée en premier et toutes les mesures d'erreur pertinentes sont incluses à des fins de comparaison: racine carrée de l'erreur quadratique

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

moyenne (RMSE), erreur quadratique moyenne (MSE), écart absolu moyen (MAD) et erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE).

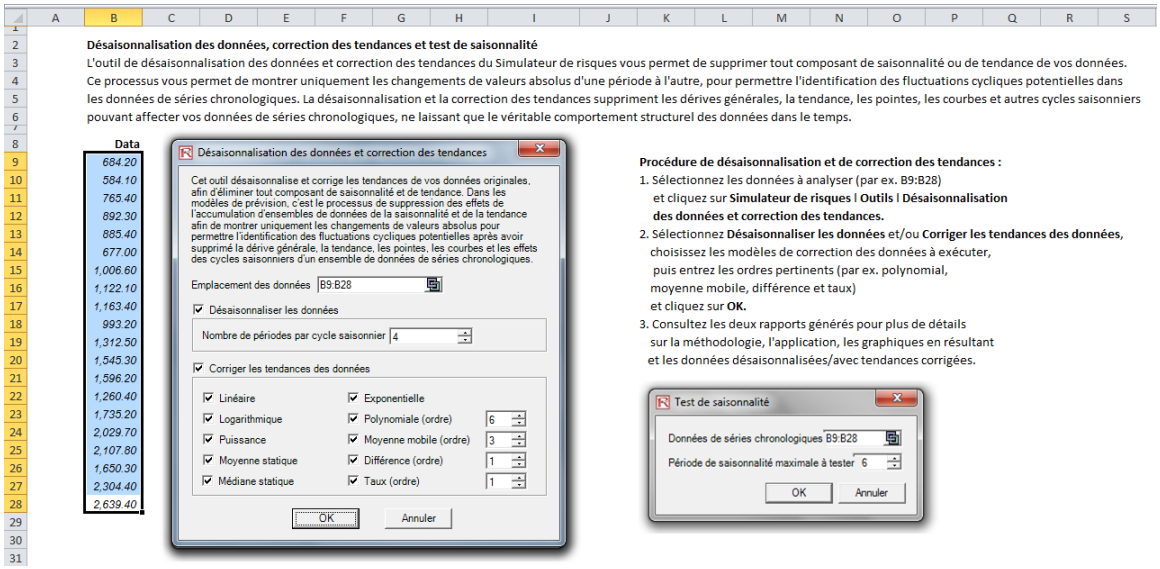


Figure 5.42 – Désaisonnalisation des données et correction des tendances

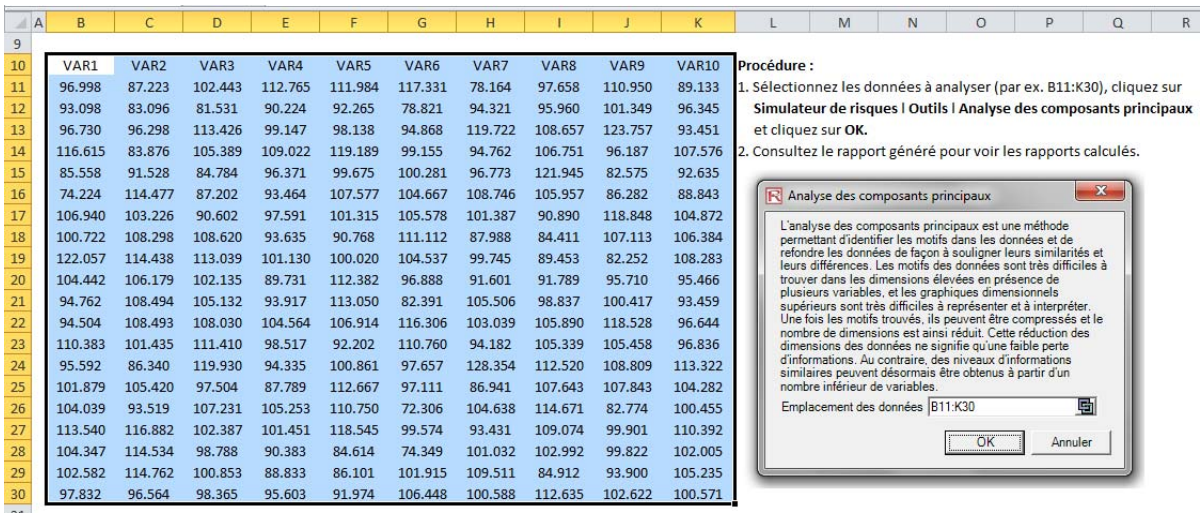
5.16 Analyse des composants principaux (ACP)

L'analyse des composants principaux est une méthode permettant d'identifier les motifs dans les données et de refondre les données de façon à souligner leurs similarités et leurs différences. Les motifs des données sont très difficiles à trouver dans les dimensions élevées en présence de plusieurs variables, et les graphiques dimensionnels supérieurs sont très difficiles à représenter et à interpréter. Une fois les motifs trouvés, ils peuvent être compressés et le nombre de dimensions est ainsi réduit. Cette réduction des dimensions des données ne signifie qu'une faible perte d'informations. Au contraire, des niveaux d'informations similaires peuvent désormais être obtenus à partir d'un nombre inférieur de variables.

Procédure:

- Sélectionnez les données à analyser (par ex. B11:K30), cliquez sur ***Simulateur de risques | Outils | Analyse des composants principaux*** et cliquez sur OK.
- Consultez le rapport généré pour voir les rapports calculés.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.



VAR1	VAR2	VAR3	VAR4	VAR5	VAR6	VAR7	VAR8	VAR9	VAR10
96.998	87.223	102.443	112.765	111.984	117.331	78.164	97.658	110.950	89.133
93.098	83.096	81.531	90.224	92.265	78.821	94.321	95.960	101.349	96.345
96.730	96.298	113.426	99.147	98.138	94.868	119.722	108.657	123.757	93.451
116.615	83.876	105.389	109.022	119.189	99.155	94.762	106.751	96.187	107.576
85.558	91.528	84.784	96.371	99.675	100.281	96.773	121.945	82.575	92.635
74.224	114.477	87.202	93.464	107.577	104.667	108.746	105.957	86.282	88.843
106.940	103.226	90.602	97.591	101.315	105.578	101.387	90.890	118.848	104.872
100.722	108.298	108.620	93.635	90.768	111.112	87.988	84.411	107.113	106.384
122.057	114.438	113.039	101.130	100.020	104.537	99.745	89.453	82.252	108.283
104.442	106.179	102.135	89.731	112.382	96.888	91.601	91.789	95.710	95.466
94.762	108.494	105.132	93.917	113.050	82.391	105.506	98.837	100.417	93.459
94.504	108.493	108.030	104.564	106.914	116.306	103.039	105.890	118.528	96.644
110.383	101.435	111.410	98.517	92.202	110.760	94.182	105.339	105.458	96.836
95.592	86.340	119.930	94.335	100.861	97.657	128.354	112.520	108.809	113.322
101.879	105.420	97.504	87.789	112.667	97.111	86.941	107.643	107.843	104.282
104.039	93.519	107.231	105.253	110.750	72.306	104.638	114.671	82.774	100.455
113.540	116.882	102.387	101.451	118.545	99.574	93.431	109.074	99.901	110.392
104.347	114.534	98.788	90.383	84.614	74.349	101.032	102.992	99.822	102.005
102.582	114.762	100.853	88.833	86.101	101.915	109.511	84.912	93.900	105.235
97.832	96.564	98.365	95.603	91.974	106.448	100.588	112.635	102.622	100.571

Figure 5.43 – Analyse des composants principaux

5.17 Rupture structurelle

Une rupture structurelle teste si les coefficients dans des ensembles de données différents sont identiques. Ce test est le plus fréquemment utilisé pour l'analyse de séries chronologiques afin de vérifier la présence d'une rupture structurelle. Un ensemble de données de séries chronologiques peut être divisé en deux sous-ensembles et les sous-ensembles sont testés l'un par rapport à l'autre, ainsi que par rapport à l'ensemble de données entier afin de déterminer statistiquement s'il y a vraiment une rupture qui commence à une période particulière. Le test de rupture structurelle est souvent utilisé pour déterminer si les variables indépendantes ont des impacts différents sur des sous-ensembles différents de la population. Par exemple pour tester si une nouvelle campagne publicitaire, une activité, un événement important, une acquisition, une cession, et ainsi de suite, ont un impact sur les données de séries chronologiques. Supposons que l'ensemble de données contienne 100 points de données de séries chronologiques, vous pouvez définir plusieurs points de rupture à tester, par exemple les points de données 10, 30 et 51. Cela signifie que trois tests de rupture structurelle seront exécutés sur l'ensemble de données suivant: les points de données 1-9 par rapport aux points de données 10-100, les points de données 1-29 par rapport aux points de données 30-100, les points de données 1-50 par rapport aux points de données 51-100, pour voir s'il y a vraiment une rupture dans la structure sous-jacente au commencement des points de données 10, 30 et 51.

Procédure:

- Sélectionnez les données à analyser (par ex. B15:D34) et cliquez sur ***Simulateur de risques | Outils | Test de rupture structurelle***, puis entrez les points de test pertinents que vous voulez appliquer aux données (par ex. 6, 10, 12) et cliquez sur OK.
- Consultez le rapport pour déterminer quels points de test indiquent et quels points n'indiquent pas un point de rupture statistiquement significatif dans vos données.

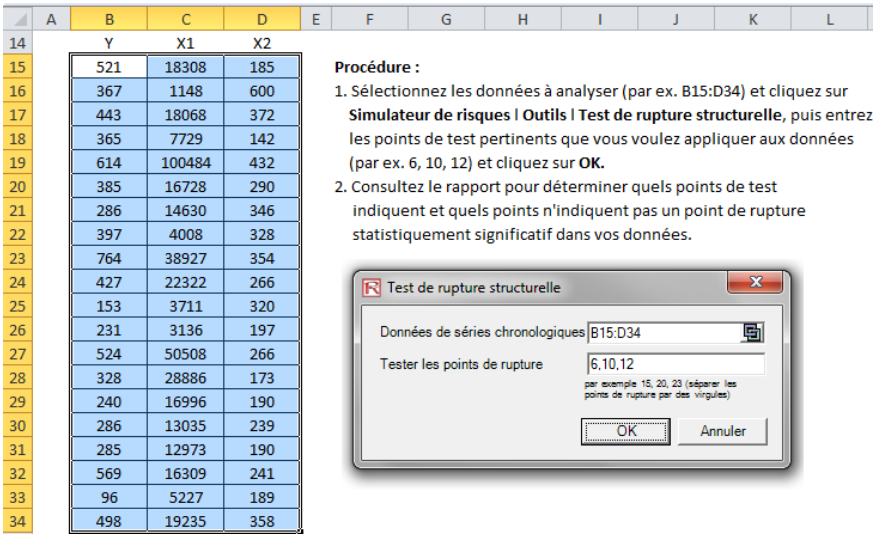


Figure 5.44 – Analyse de la rupture structurelle

5.18 Prévisions de courbes de tendances

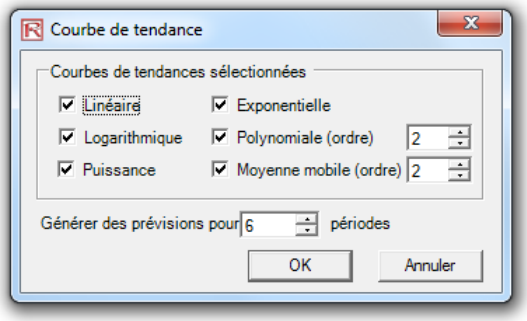
Les courbes de tendances peuvent servir à déterminer si un jeu de données de séries chronologiques suit une tendance appréciable (figure 5.45). Les tendances peuvent être linéaires ou non linéaires (par ex. exponentielle, logarithmique, moyenne mobile, puissance ou polynomiale).

Procédure:

- Sélectionnez les données à analyser et cliquez sur ***Simulateur de risques | Prévisions | Courbes de tendances***. Sélectionnez les courbes de tendances que vous souhaitez appliquer aux données (par ex. sélectionnez toutes les méthodes par défaut), saisissez le nombre de périodes à prévoir (par ex. 6 périodes) et cliquez sur *OK*.
- Consultez le rapport pour déterminer laquelle de ces courbes de tendances tests fournit le meilleur ajustement et la meilleure prévision pour vos données.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Année	Trimestre	Période	Ventes
2006	1	1	$684.20
2006	2	2	$584.10
2006	3	3	$765.40
2006	4	4	$892.30
2007	1	5	$885.40
2007	2	6	$677.00
2007	3	7	$1,006.60
2007	4	8	$1,122.10
2008	1	9	$1,163.40
2008	2	10	$993.20
2008	3	11	$1,312.50
2008	4	12	$1,545.30
2009	1	13	$1,596.20
2009	2	14	$1,260.40
2009	3	15	$1,735.20
2009	4	16	$2,029.70
2010	1	17	$2,107.80
2010	2	18	$1,650.30
2010	3	19	$2,304.40
2010	4	20	$2,639.40



Procédure
Pour exécuter ce modèle, procédez comme suit :
1. Sélectionnez les données historiques (cellules ***E25:E44***).
2. Sélectionnez **Simulateur de risques | Prévisions | Courbes de tendances**.

Figure 5.45 – Prévisions de courbes de tendances

5.19 Outil de vérification de modèle

Après la création d'un modèle et la définition des suppositions et des prévisions, vous pouvez exécuter la simulation comme à l'accoutumée ou exécuter l'outil de vérification de modèle (figure 5.46) pour vérifier que le modèle a été configuré correctement. En outre, si le modèle ne s'exécute pas et que vous suspectez que certains paramètres sont peut-être incorrects, vous pouvez exécuter cet outil à partir de ***Simulateur de risques | Outils | Vérifier le modèle*** afin d'identifier les problèmes potentiels. Remarque: Cet outil recherche les problèmes de modèle les plus courants ainsi que les problèmes au niveau des suppositions et des prévisions du Simulateur de risques, mais n'est absolument pas suffisant pour tester tous les types de problèmes… C'est au développeur du modèle de s'assurer que son modèle fonctionne correctement.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

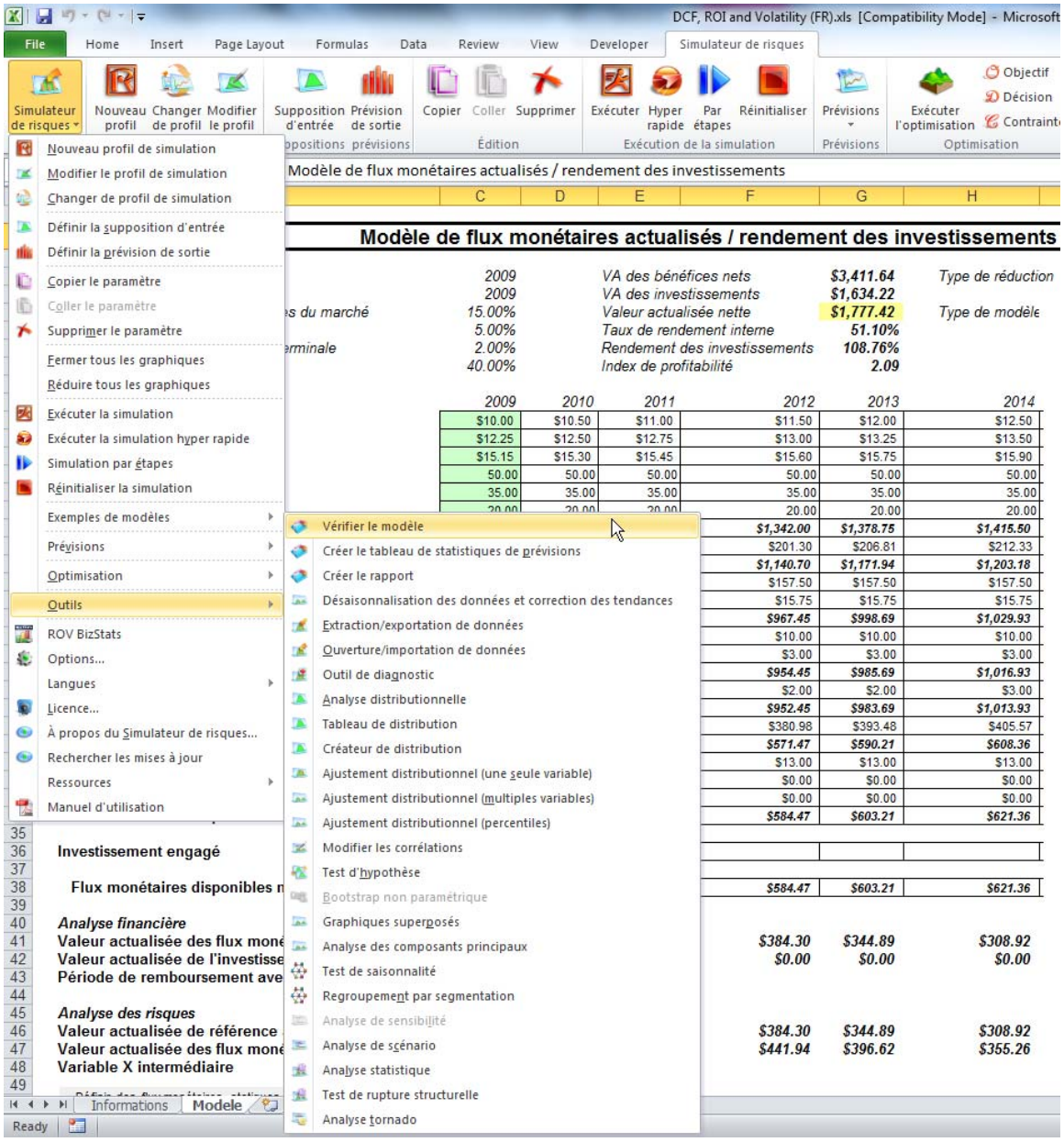


Figure 5.46 – Outil de vérification de modèle

5.20 Outil d'ajustement distributionnel des percentiles

L'outil d'ajustement distributionnel des percentiles (figure 5.47) est un autre moyen permettant d'ajuster les distributions de probabilités. Il existe plusieurs outils connexes et chacun d'entre eux a ses propres utilisations et avantages:

- Ajustement distributionnel (percentiles)—En utilisant une méthode d'entrée différente (percentiles et combinaisons premier/deuxième moment), vous

pouvez trouver les paramètres les mieux adaptés pour une distribution spécifiée sans avoir besoin de données brutes. Cette méthode est adaptée quand les données sont insuffisantes, uniquement quand les percentiles et les moments sont disponibles, ou comme moyen de récupérer l'intégralité de la distribution avec seulement deux ou trois points de données, mais le type de distribution doit être supposé ou connu.

- Ajustement distributionnel (une seule variable)—En utilisant des méthodes statistiques pour ajuster vos données brutes aux 42 distributions afin de trouver la distribution la mieux adaptée et ses paramètres d'entrée. Plusieurs points de données sont nécessaires pour un bon ajustement et le type de distribution peut être connu ou non à l'avance.
- Ajustement distributionnel (plusieurs variables)—En utilisant des méthodes statistiques pour ajuster vos données brutes à plusieurs variables simultanément, utilisant les mêmes algorithmes que l'ajustement pour une seule variable, mais incorporant une matrice de corrélation par paires entre les variables. Plusieurs points de données sont nécessaires pour un bon ajustement et le type de distribution peut être connu ou non à l'avance.
- Distribution personnalisée (définition de supposition)—En utilisant des techniques de ré-échantillonnage non paramétrique pour générer une distribution personnalisée à partir des données brutes existantes et pour simuler la distribution d'après cette distribution empirique. Moins de points de données sont nécessaires et le type de distribution n'est pas connu à l'avance.

Procédure:

- Cliquez sur ***Simulateur de risques | Outils | Ajustement distributionnel (percentiles)***, choisissez la distribution de probabilités et les types d'entrées que vous souhaitez utiliser, saisissez les paramètres et cliquez sur ***Exécuter*** pour obtenir les résultats. Consultez les résultats du coefficient de détermination multiple ajustés et comparez les résultats de l'ajustement empirique et ceux de l'ajustement théorique afin de déterminer si votre distribution est bien adaptée.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

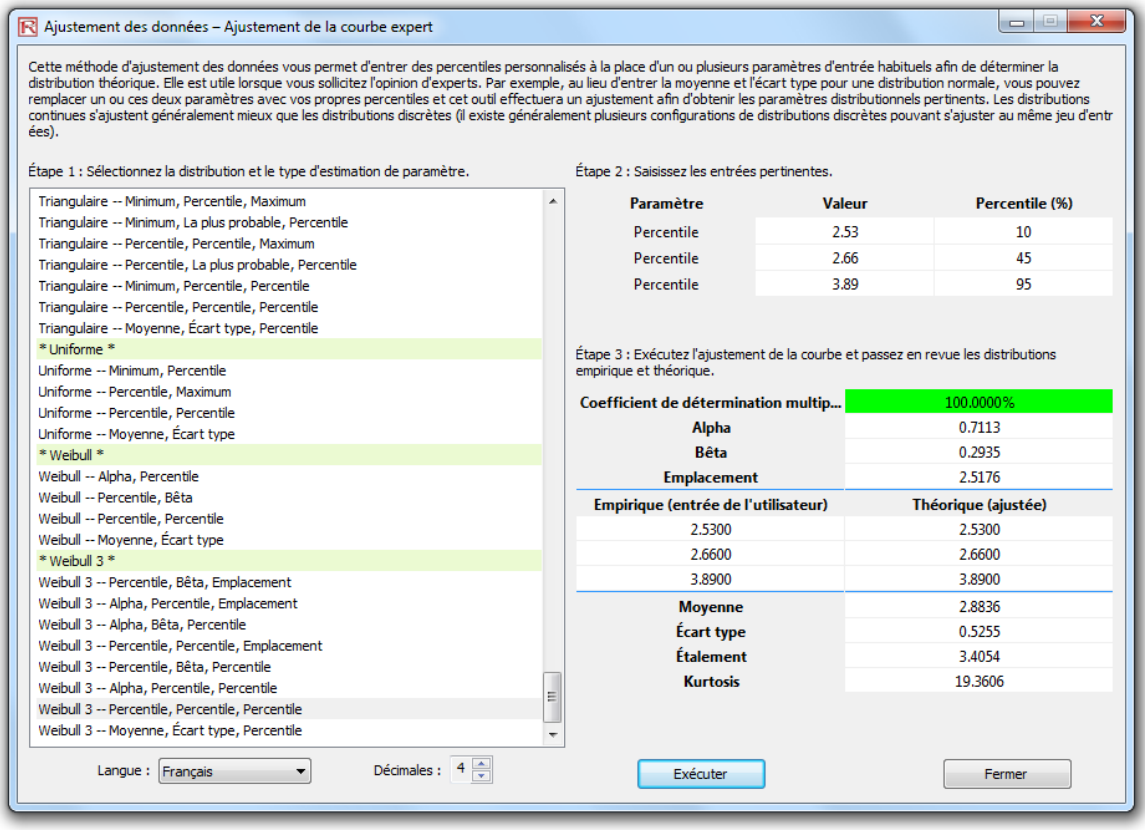


Figure 5.47 – Outil d'ajustement distributionnel des percentiles

5.21 Tableaux et graphiques de distribution: Outil de distribution des probabilités

Ce nouvel outil de distribution des probabilités est un module très puissant et très rapide utilisé pour générer des tableaux et des graphiques de distribution (figures 5.48-5.51). Remarque: Il existe trois outils similaires dans le Simulateur de risques, mais chacun d'entre eux a des fonctions très différentes:

- Analyse distributionnelle—Calcule rapidement les PDF, CDF et ICDF des 42 distributions de probabilités disponibles dans le Simulateur de risques et renvoie un *tableau de probabilités* de ces valeurs.
- Tableaux et graphiques de distribution—C'est l'outil de distribution des probabilités décrit ici. Il sert à comparer *différents paramètres d'une même distribution* (par ex. les formes et les valeurs PDF, CDF, ICDF d'une distribution de Weibull avec alpha et bêta de [2, 2], [3, 5] et [3.5, 8], puis il les superpose).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

- Graphiques superposés—Sert à comparer *différentes distributions* (suppositions d'entrée théoriques et prévisions de sortie simulées empiriquement), puis les superpose les unes sur les autres pour permettre une comparaison visuelle.

Procédure:

- Exécutez ROV BizStats à partir de ***Simulateur de risques | Tableaux et graphiques de distribution***, cliquez sur le bouton ***Appliquer les entrées globales*** pour charger un jeu échantillon de paramètres d'entrée ou saisissez vos propres entrées, et cliquez sur ***Exécuter*** pour calculer les résultats. Les quatre moments et CDF, ICDF, PDF résultants sont calculés pour chacune des 45 distributions de probabilités (figure 5.48).

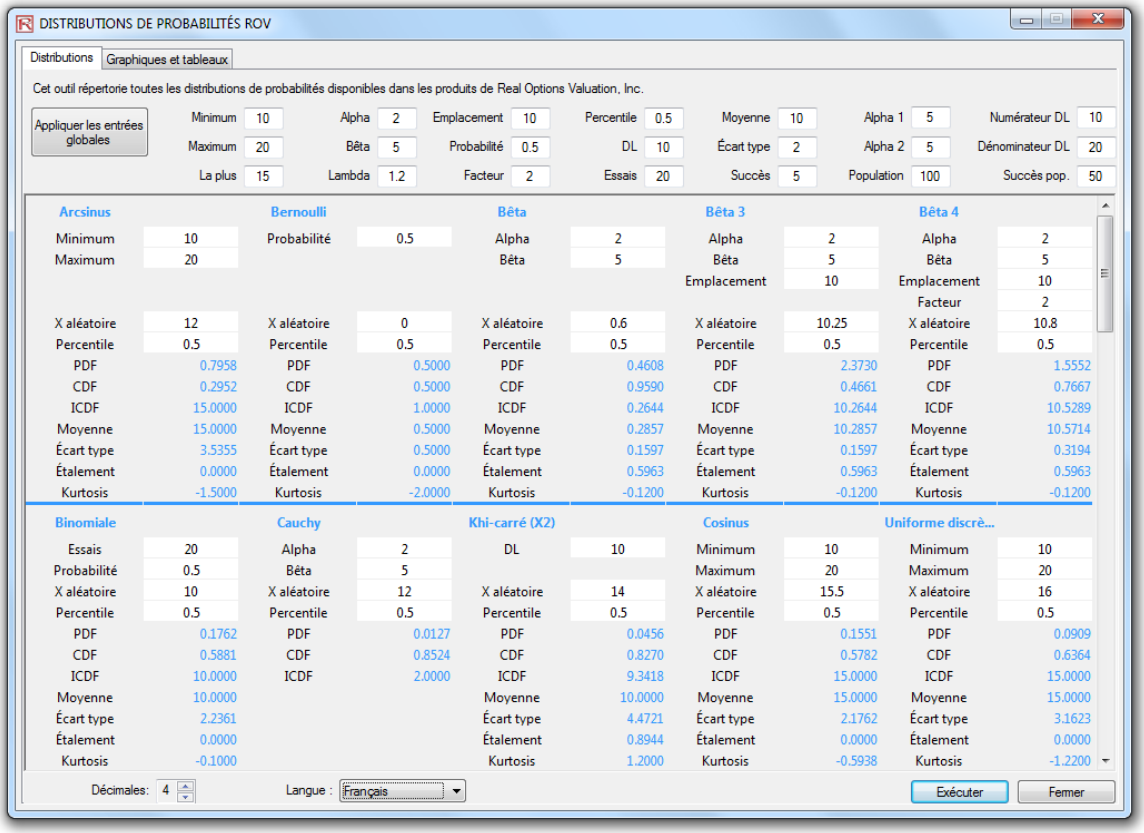


Figure 5.48 – Outil de distribution de probabilités (45 distributions de probabilités)

- Cliquez sur l'onglet ***Graphiques et tableaux*** (figure 5.49), sélectionnez une distribution [**A**] (par ex. Arcsinus), choisissez d'exécuter le CDF, ICDF ou PDF [**B**], saisissez les entrées pertinentes et cliquez sur ***Exécuter le graphique*** ou ***Exécuter le tableau*** [**C**]. Vous pouvez alterner entre les onglets Graphique et Tableau pour voir les résultats, et essayer les icônes de graphique [**E**] pour voir les effets sur le graphique.

- Vous pouvez aussi changer deux paramètres [**H**] pour générer plusieurs graphiques et tableaux de distribution en saisissant les entrées ***De/À/Étape*** ou utiliser les entrées ***personnalisées*** et cliquer sur ***Exécuter***. Par exemple, comme l'illustre la figure 5.50, exécutez la distribution Bêta et sélectionnez PDF [**G**], sélectionnez Alpha et Bêta à modifier [**H**] en utilisant les entrées personnalisées [**I**] et saisissez les paramètres d'entrée pertinents: 2;5;5 pour Alpha et 5;3;5 pour Bêta [**J**], puis cliquez sur ***Exécuter le tableau***. Cela générera trois distributions Bêta [**K**]: Bêta (2,5), Bêta (5,3) et Bêta (5,5) [**L**]. Expérimentez avec divers types de graphiques, lignes de grille, paramètres de langue et de décimales [**M**], et essayez de ré-exécuter la distribution en utilisant des valeurs simulés théoriques au lieu d'empiriques [**N**].
- La figure 5.51 illustre les tableaux de probabilités générés pour une distribution binomiale dans laquelle la probabilité de succès et le nombre d'essais réussis (variable X aléatoire) sont sélectionnés pour varier [**O**] en utilisant l'option ***De/À/Étape***. Essayez de reproduire le calcul comme indiqué et cliquez sur l'onglet Tableau [**P**] pour voir les résultats de la fonction de densité de probabilité créée. Dans cet exemple, la distribution binomiale avec un jeu d'entrées de départ de Essais = 20, Probabilité de succès = 0.5 et Nombre d'essais réussis X = 10, où la Probabilité de succès peut changer de 0., 0.25, …, 0.50 et est affichée comme la variable brute, et le Nombre d'essais réussis peut également changer de 0, 1, 2, …, 8 et est affiché comme la variable de colonne. Le PDF est choisi et les résultats dans le tableau montrent donc la probabilité que les événements donnés se produisent. Par exemple, la probabilité d'obtenir exactement 2 succès en exécutant 20 essais, alors que chaque essai a une chance de succès de 25 % est de 0,0669, soit une probabilité de 6,69 %.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

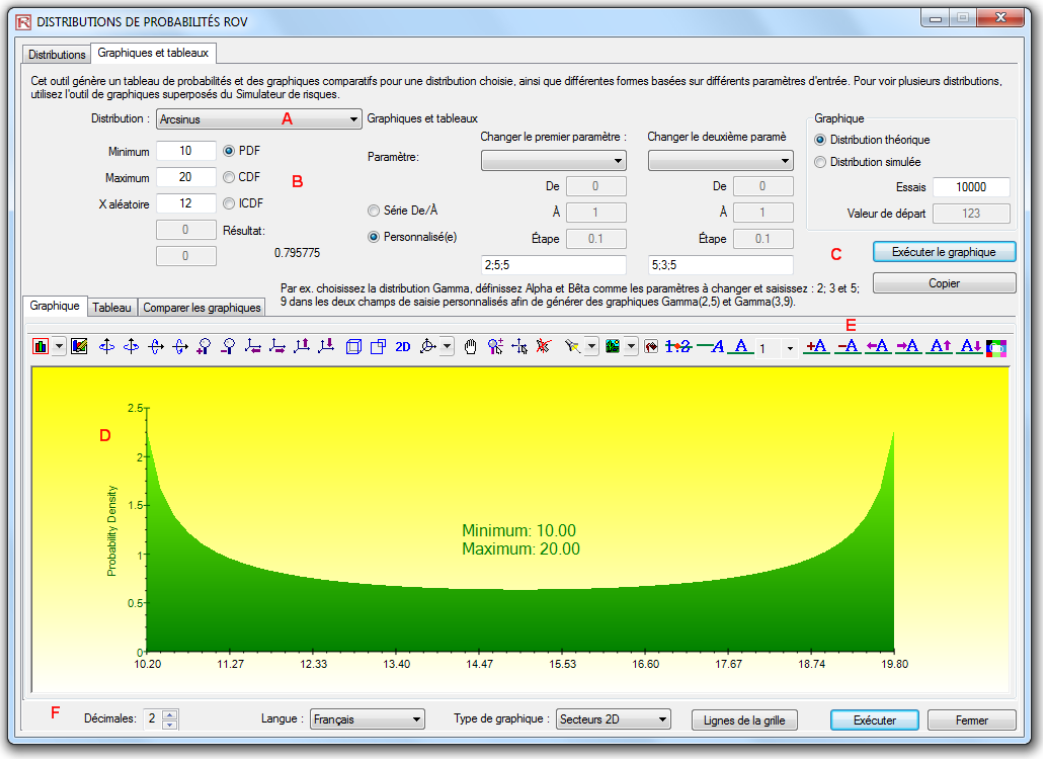


Figure 5.49 – Distribution des probabilités ROV (graphiques PDF et CDF)

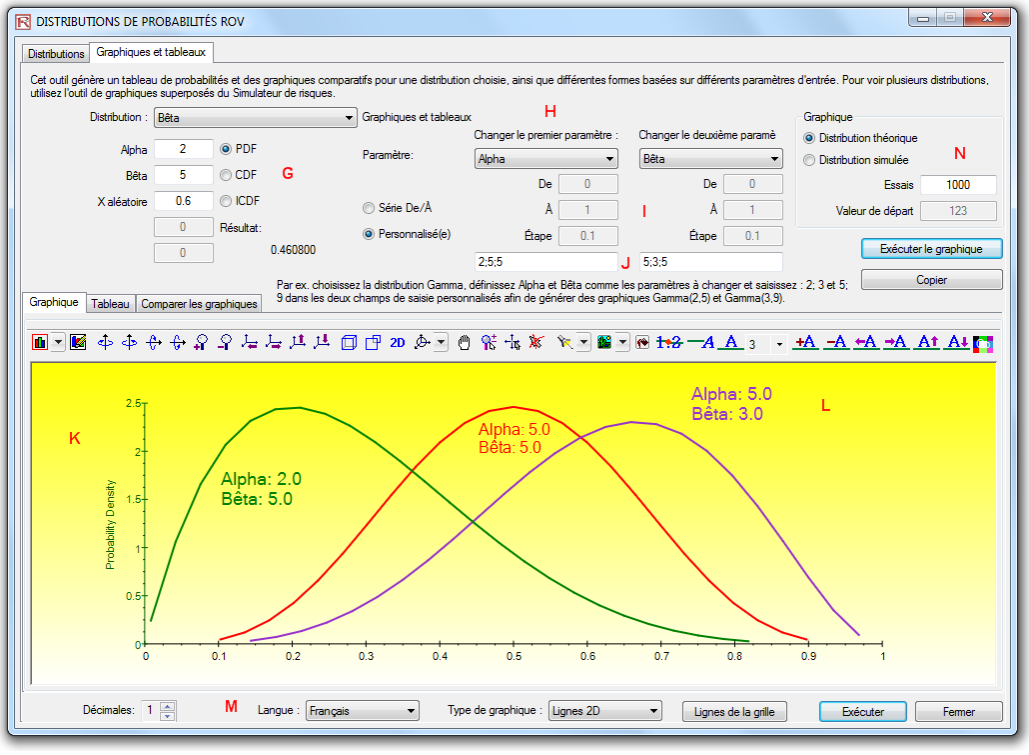
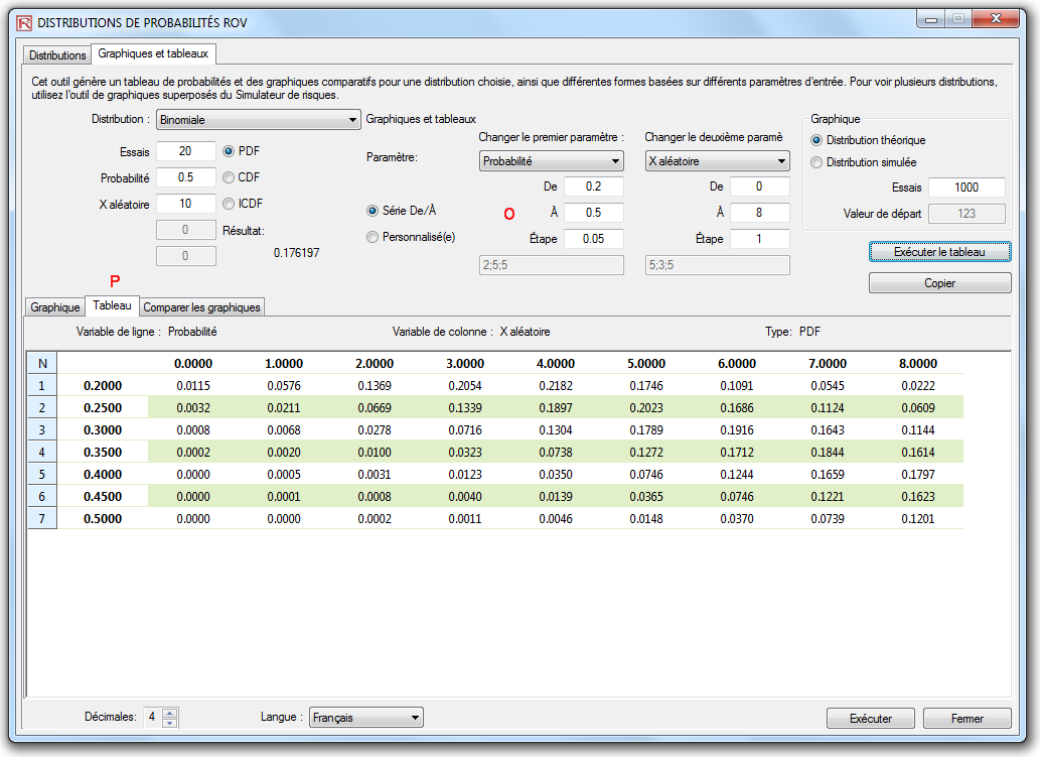


Figure 5.50 – Distribution des probabilités ROV (graphiques superposés multiples)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.



N		0.0000	1.0000	2.0000	3.0000	4.0000	5.0000	6.0000	7.0000	8.0000
1	0.2000	0.0115	0.0576	0.1369	0.2054	0.2182	0.1746	0.1091	0.0545	0.0222
2	0.2500	0.0032	0.0211	0.0669	0.1339	0.1897	0.2023	0.1686	0.1124	0.0609
3	0.3000	0.0008	0.0068	0.0278	0.0716	0.1304	0.1789	0.1916	0.1643	0.1144
4	0.3500	0.0002	0.0020	0.0100	0.0323	0.0738	0.1272	0.1712	0.1844	0.1614
5	0.4000	0.0000	0.0005	0.0031	0.0123	0.0350	0.0746	0.1244	0.1659	0.1797
6	0.4500	0.0000	0.0001	0.0008	0.0040	0.0139	0.0365	0.0746	0.1221	0.1623
7	0.5000	0.0000	0.0000	0.0002	0.0011	0.0046	0.0148	0.0370	0.0739	0.1201

Figure 5.51 – Distribution des probabilités ROV (tableaux de distribution)

5.22 ROV BizStats

Ce nouvel outil ROV BizStats est un module très puissant et très rapide du Simulateur de risques qui est utilisé pour exécuter des modèles de statistiques commerciales et analytiques sur vos données. Il couvre plus de 130 modèles de statistiques commerciales et analytiques (figures 5.52-5.55). Vous trouverez ci-dessous quelques étapes de démarrage rapide pour l'exécution de ce module et des détails sur chacun des éléments du logiciel.

Procédure:

- Exécutez ROV BizStats à partir de ***Simulateur de risques | ROV BizStats***, cliquez sur ***Exemple*** pour charger un profil échantillon de données et de modèle [**A**], ou tapez vos données ou encore copiez/collez-les dans la grille de données [**D**] (figure 5.52). Vous pouvez ajouter vos propres notes ou noms de variables dans la première ligne Notes [**C**].
- Sélectionnez le modèle pertinent [**F**] à exécuter à l'étape 2 et en utilisant l'exemple de paramètres d'entrée de données [**G**], entrez les variables pertinentes [**H**]. Séparez les variables pour un même paramètre par des points-

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

virgules et utilisez une nouvelle ligne (appuyez sur Entrée pour créer une nouvelle ligne) pour les différents paramètres.

- Cliquez sur ***Exécuter*** [**I**] pour calculer les résultats [**J**]. Vous pouvez consulter tous les graphiques, statistiques ou résultats analytiques pertinents à partir des divers onglets de l'étape 3.
- Si nécessaire, vous pouvez fournir un nom de modèle à enregistrer dans le profil à l'étape 4 [**L**]. Vous pouvez enregistrer plusieurs modèles dans le même profil. Les modèles existants peuvent être modifiés ou supprimés [**M**], réorganisés par ordre d'apparition [**N**], et toutes les modifications peuvent être enregistrées [**O**] dans un seul profil portant l'extension de fichier *.bizstats.

Notes:

- La taille de la grille de données peut être définie dans le menu. Elle peut contenir jusqu'à 1 000 colonnes de variables et 1 million de lignes de données par variable. Le menu vous permet également de modifier les paramètres de langue et de décimales pour vos données.
- Pour commencer, il est toujours recommandé de charger l'exemple de fichier [**A**] qui contient des données et des modèles pré-créés [**S**]. Vous pouvez cliquer sur n'importe quel de ces modèles pour l'exécuter et les résultats s'affichent dans la section de rapport [**J**], qui peut parfois être un graphique ou des statistiques de modèle [**T/U**]. En utilisant cet exemple de fichier, vous pouvez maintenant voir que les paramètres d'entrée [**H**] sont saisis d'après la description du modèle [**G**], et vous pouvez créer vos propres modèles personnalisés.
- Cliquez sur les en-têtes des variables [**D**] pour sélectionner une ou plusieurs variables à la fois, puis cliquez avec le bouton droit pour ajouter, supprimer, copier, coller ou visualiser [**P**] les variables sélectionnées.
- Il est également possible d'entrer des modèles à l'aide d'une console de commande [**V/W/X**]. Pour voir comment cela fonctionne, double-cliquez sur un modèle [**S**] et allez à la console de commande [**V**]. Vous pouvez reproduire le modèle ou créer le vôtre puis cliquer sur Exécuter la commande [**X**] quand vous êtes prêt. Chaque ligne de la console représente un modèle et ses paramètres pertinents.
- Tout le profil **.bizstats* (où les données et plusieurs modèles sont créés et enregistrés) peut être modifié directement dans XML [**Z**] en ouvrant l'éditeur XML à partir du menu Fichier. Les modifications du profil peuvent être programmées ici ; elles ne rentreront en vigueur qu'une fois le profil enregistré.

Conseils et astuces

- Cliquez sur les en-têtes de colonnes de la grille de données pour sélectionner la totalité des colonne(s) ou des variable(s). Une fois qu'elles sont sélectionnées, vous pouvez cliquer sur l'en-tête avec le bouton droit de la souris pour *ajuster*

automatiquement la colonne, ou *couper*, *copier*, *supprimer* ou *coller* les données. Vous pouvez aussi cliquer sur et sélectionner plusieurs en-têtes de colonnes pour sélectionner plusieurs variables, puis cliquer avec le bouton droit de la souris pour *visualiser* un graphique des données.

- Si une cellule contient une valeur volumineuse qui ne s'affiche pas entièrement, cliquez sur cette cellule et faites glisser le pointeur de la souris sur cette cellule: vous verrez alors un commentaire affichant la totalité de la valeur. Vous pouvez aussi tout simplement redimensionner la colonne de la variable (faites glisser la colonne pour l'élargir, double-cliquez sur le bord de la colonne pour l'ajuster automatiquement ou cliquez sur l'en-tête de la colonne avec le bouton droit de la souris et sélectionnez Ajustement automatique).
- Utilisez les touches Haut, Bas, Gauche et Droite pour vous déplacer dans la grille, ou les touches *Origine* ou *Fin* pour accéder à l'extrémité gauche ou droite d'une ligne. Vous pouvez aussi utiliser des combinaisons de touches, notamment: *Ctrl+Origine* pour aller à la cellule supérieure gauche, *Ctrl+Fin* pour aller à la cellule inférieure droite, *Maj+Haut/Bas* pour sélectionner une zone spécifique, etc.
- Vous pouvez saisir de courtes notes pour chaque variable dans la ligne Notes. N'oubliez pas que vos notes doivent être courtes et simples.
- Essayez les différentes icônes de graphique de l'onglet Visualiser pour modifier l'apparence des graphiques (par ex. rotation, décalage, zoom, modification des couleurs, ajout de légendes, etc.).
- Le bouton *Copier* sert à copier les onglets *Résultats*, *Graphiques* et *Statistiques* de l'étape 3, après l'exécution d'un modèle. Si aucun modèle n'a été exécuté, la fonction de copie copie une page blanche.
- Le bouton *Rapport* ne fonctionne que s'il y a des modèles enregistrés à l'*étape 4* ou si la grille contient des données. Sinon, le rapport généré est vide. En outre, votre ordinateur doit disposer de Microsoft Excel pour exécuter l'extraction de données et les rapports de résultats et de Microsoft PowerPoint pour exécuter les rapports de graphiques.
- Si vous ne savez pas comment exécuter un modèle ou une méthode statistique spécifique, lancez le profil *Exemple* et regardez comment les données sont configurées à l'*étape 1* ou comment les paramètres d'entrée se présentent à l'*étape 2*. Vous pouvez vous en servir comme guides et exemples pour vos propres données et modèles.
- Vous pouvez changer de langue dans le menu *Langue*. Remarque: Actuellement le logiciel propose 10 langues, et d'autres seront ajoutées ultérieurement. Cependant, certains résultats limités s'afficheront en anglais uniquement.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

- Vous pouvez modifier l'affichage de la liste de modèles à l'*étape 2* dans la liste déroulante *Affichage*. Vous pouvez classer les modèles par ordre alphabétique, par catégorie et par entrées de données requises. Remarque: Dans certaines langues Unicode (par ex. chinois, japonais et coréen), il n'y a pas de classement alphabétique et la première option n'est donc pas disponible.
- Le logiciel peut traiter différents paramètres de format numérique et décimal régionaux (par ex. mille dollars et 50 cents peut s'écrire 1,000.50, 1.000,50, 1'000,50, etc.). Vous pouvez définir les paramètres de format décimal dans le menu ***Données | Paramètres des décimales*** de ROV BizStats**.** Cependant, en cas de doute, définissez les paramètres régionaux de l'ordinateur sur l'anglais américain et conservez le format 1,000.50 nord-américain par défaut dans ROV BizStats (ce paramètre fonctionne systématiquement avec ROV BizStats et les exemples par défaut).

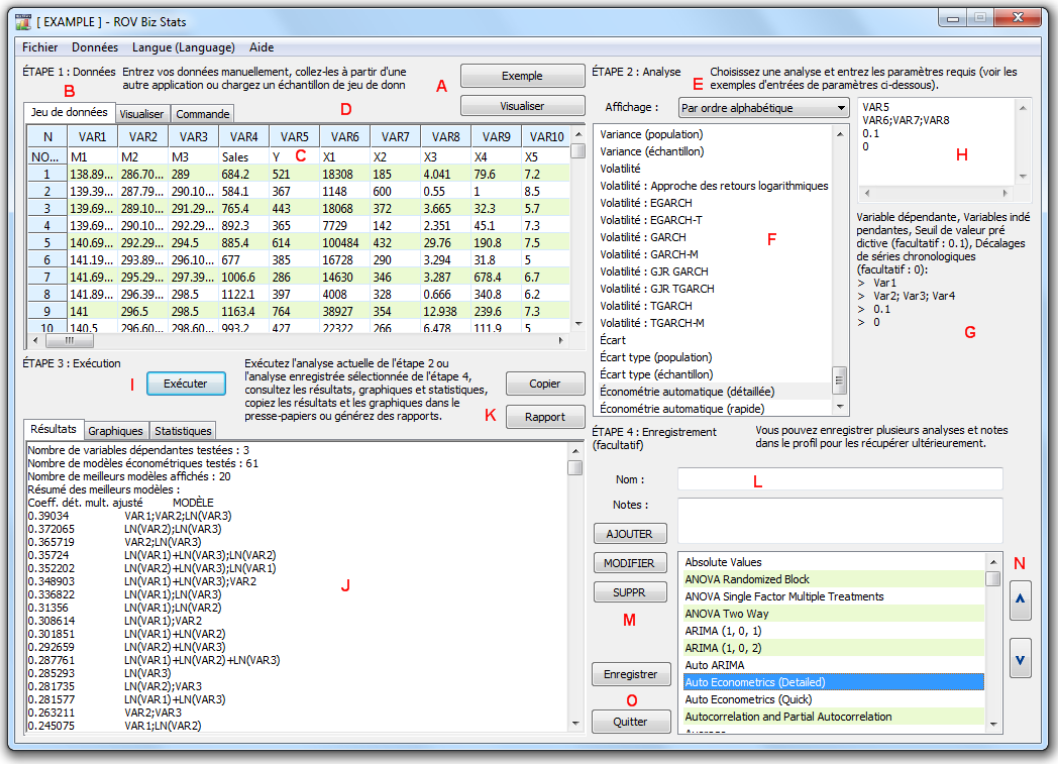


Figure 5.52 – ROV BizStats (analyse statistique)

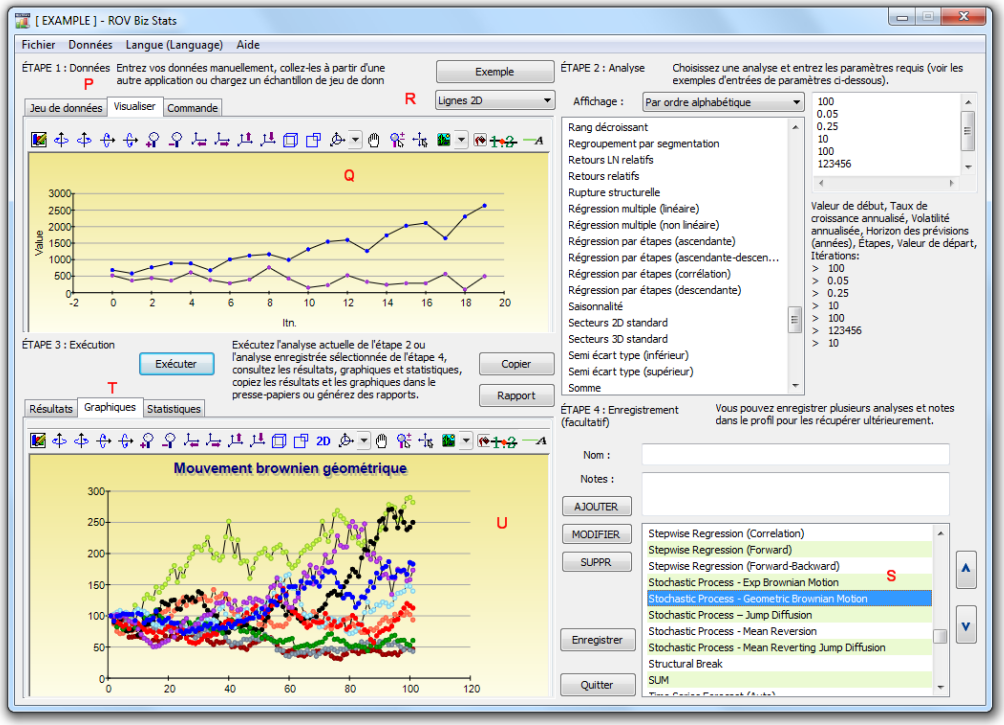


Figure 5.53 – ROV BizStats (visualisation des données et graphiques de résultats)

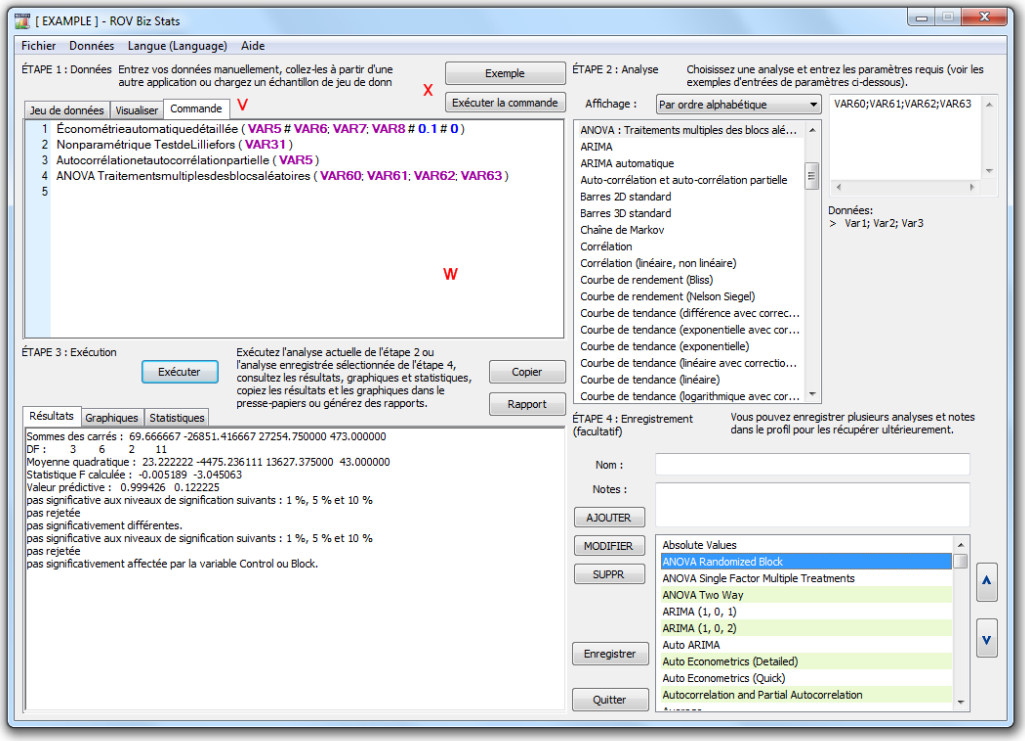


Figure 5.54 – ROV BizStats (console de commande)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

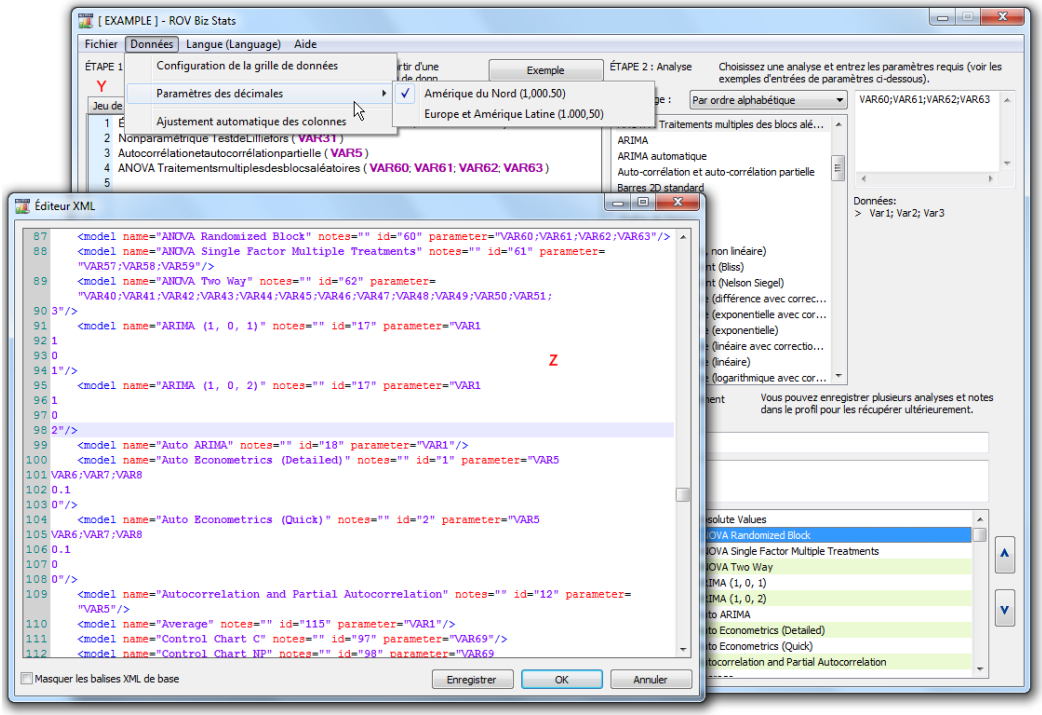


Figure 5.55 – ROV BizStats (éditeur XML)

5.23 Méthodologies de prévision par logique floue combinatoire et réseau neuronal

Le terme de réseau neuronal est souvent utilisé pour faire référence à un réseau ou circuit de neurones biologiques ou naturels, mais dans son sens moderne, il fait souvent référence à un réseau neuronal artificiel composé de nœuds ou neurones artificiels, recréé dans un environnement logiciel. Cette méthodologie tente d'imiter le cerveau ou les neurones humains, quant à la façon de penser et d'identifier des motifs et, dans notre cas, d'identifier des motifs afin de prévoir des données de séries chronologiques. Vous trouverez cette méthodologie dans le module **ROV BizStats** du Simulateur de risques, sous **Simulateur de risques | ROV BizStats | Réseau neuronal** et **Simulateur de risques | Prévisions | Réseau neuronal.** La figure 5.56 illustre la méthodologie de prévision par réseau neuronal.

Procédure

- Cliquez sur Simulateur de risques | Prévisions | Réseau neuronal.
- Commencez pas saisir manuellement des données ou coller des données à partir du presse-papiers (par ex. sélectionnez et copiez des données dans Excel, lancez cet outil et collez les données en cliquant sur le bouton *Coller*).

- Sélectionnez un modèle de réseau neuronal *linéaire* ou *non linéaire*, saisissez le nombre de *périodes de prévision* de votre choix (par ex. 5), le nombre de *couches* masquées dans le réseau neuronal (par ex. 3) et le nombre de *périodes de test* (par ex. 5).
- Cliquez sur *Exécuter* pour exécuter l'analyse, puis consultez les graphiques et les résultats calculés. Vous pouvez également *copier* les résultats et graphiques dans le presse-papiers et les coller dans une autre application logicielle.

Remarque:

Le nombre de couches masquées dans le réseau est un paramètre d'entrée et devra être calibré avec vos données. Typiquement, plus le motif de données est compliqué, plus vous avez besoin d'un nombre de couches masquées important et plus le calcul prend de temps. Il est conseillé de commencer avec 3 couches. Les périodes de test sont simplement le nombre de points de données utilisés dans le calibrage final du modèle de réseau neuronal, et nous vous conseillons d'utiliser au moins le même nombre de périodes que celui que vous souhaitez prévoir.

Par contraste, le terme de logique floue vient de la théorie des ensembles flous et sert à traiter les raisonnements approximatifs plutôt que précis—par opposition à la « logique conventionnelle », où les ensemble binaires ont une logique binaire, les variables de logique floue peuvent avoir une valeur de vérité qui est comprise entre 0 et 1 et qui n'est pas limitée aux deux valeurs de vérité de la logique propositionnelle classique. Ce schéma de pondération floue est utilisé avec une méthode combinatoire pour produire des résultats de prévisions de séries chronologiques dans le Simulateur de risques, comme l'illustre la figure 5.57, et s'applique essentiellement aux données de séries chronologiques qui ont une saisonnalité et une tendance. Vous trouverez cette méthodologie dans le module **ROV BizStats** du Simulateur de risques, sous **Simulateur de risques | ROV BizStats | Logique floue combinatoire** et **Simulateur de risques | Prévisions | Logique floue combinatoire.** La figure 5.57 illustre la méthodologie de prévision par logique floue.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

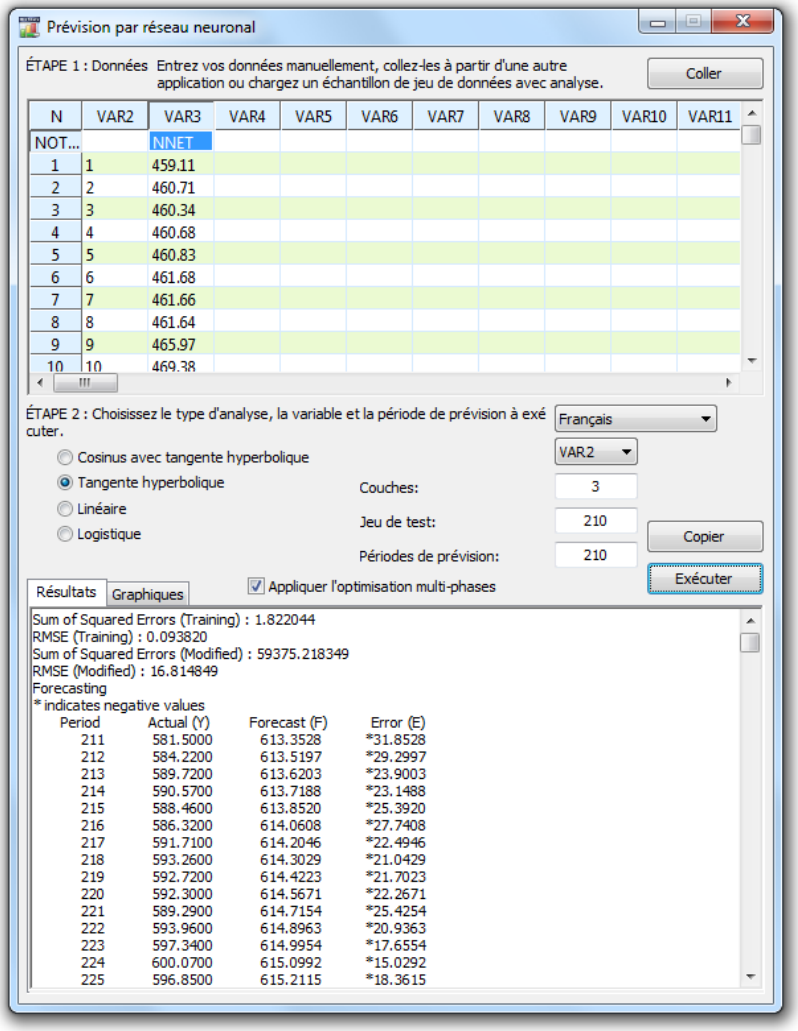


Figure 5.56 – Prévision par réseau neuronal

Procédure

- Cliquez sur Simulateur de risques | Prévisions | Logique floue combinatoire.
- Commencez pas saisir manuellement des données ou coller des données à partir du presse-papiers (par ex. sélectionnez et copiez des données dans Excel, lancez cet outil et collez les données en cliquant sur le bouton *Coller*).
- Sélectionnez la variable sur laquelle vous souhaitez exécuter l'analyse dans la liste déroulante, saisissez la période de saisonnalité (par ex. 4 pour des données trimestrielles, 12 pour des données mensuelles, etc.), et le nombre de *périodes de prévision* de votre choix (par ex. 5).
- Cliquez sur *Exécuter* pour exécuter l'analyse, puis consultez les graphiques et les résultats calculés. Vous pouvez également *copier* les résultats et graphiques dans le presse-papiers et les coller dans une autre application logicielle.

Remarque:

Les techniques de réseau neuronal et de logique floue n'ont pas encore été établies comme des méthodes fiables et valides dans le domaine des prévisions commerciales, que ce soit au niveau stratégique, tactique ou opérationnel. De nombreuses recherches sont encore nécessaires dans ces domaines de prévisions avancés, mais le Simulateur de risques fournit les bases de ces deux techniques pour exécuter des prévisions de séries chronologiques. Nous vous conseillons de ne pas utiliser l'une ou l'autre de ces méthodes seule, mais en association avec les autres méthodes de prévisions du Simulateur de risques afin de construire des modèles plus solides.

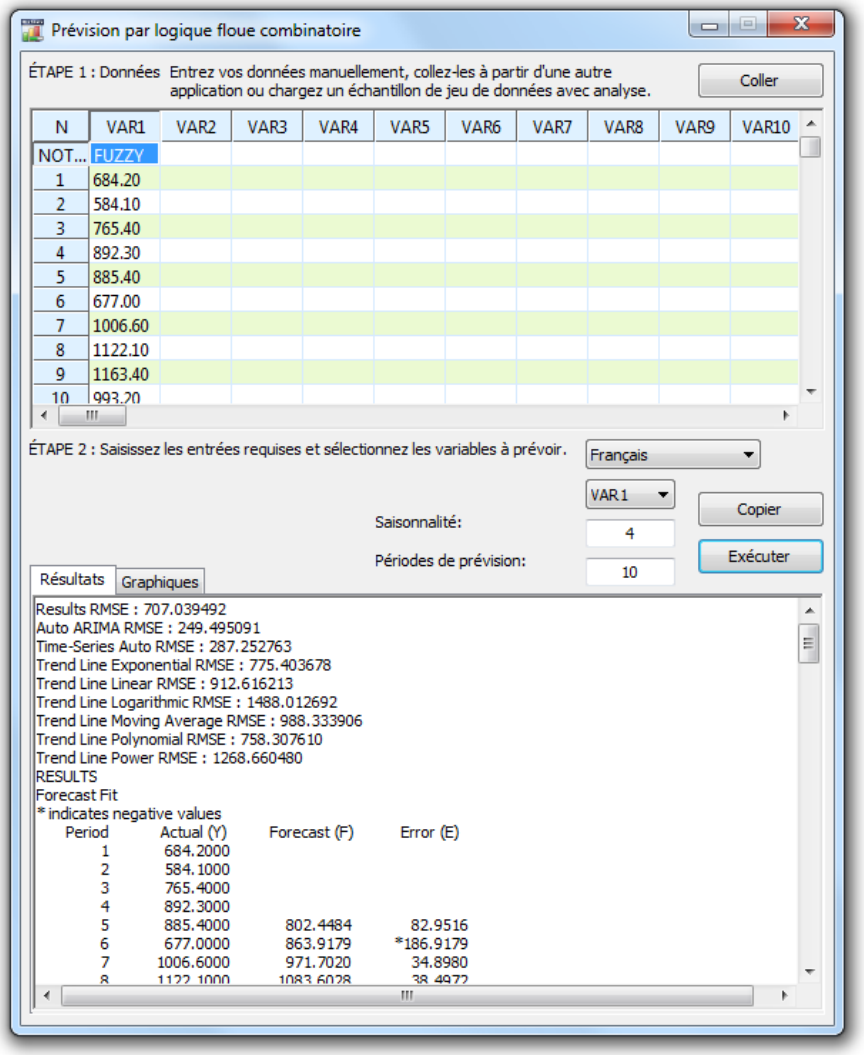


Figure 5.57 – Prévision par logique floue

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.24 Recherche d'objectif

L'outil de recherche d'objectif est un algorithme de recherche appliqué pour trouver la solution d'une seule variable au sein d'un modèle. Si vous connaissez le résultat que vous souhaitez obtenir d'une formule ou d'un modèle, mais n'êtes pas sûr de la valeur d'entrée nécessaire pour que la formule produise ce résultat, utilisez la fonctionnalité **Simulateur de risques | Outils | Recherche d'objectif**. Remarque: L'outil de recherche d'objectif fonctionne uniquement avec une valeur d'entrée d'une variable. Si vous voulez accepter plus d'une valeur d'entrée, utilisez les routines d'optimisation avancée du Simulateur de risques. La figure 5.58 illustre un modèle simple et la façon dont la recherche d'objectif est appliquée.

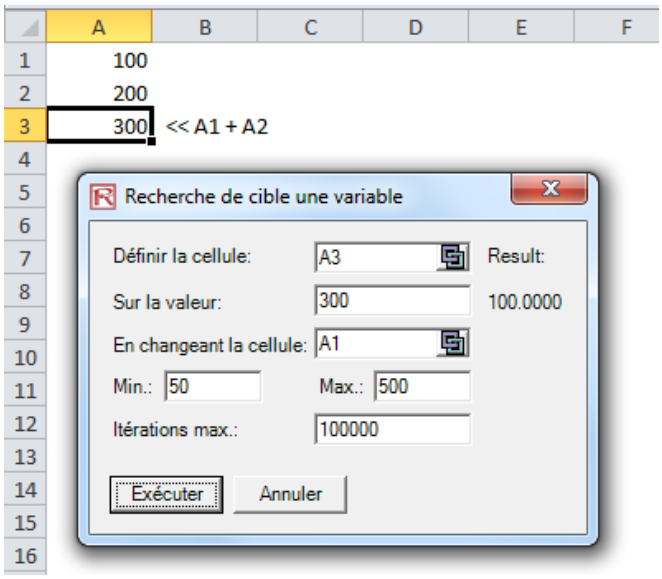


Figure 5.58 –Recherche d'objectif

5.25 Optimisateur de variable unique

L'outil d'optimisateur de variable unique est un algorithme de recherche utilisé pour trouver la solution d'une seule variable au sein d'un modèle, comme la recherche d'objectif présentée ci-dessus. Si vous souhaitez obtenir le résultat maximum ou minimum possible d'un modèle, mais n'êtes pas sûr de la valeur d'entrée nécessaire pour que la formule produise ce résultat, utilisez la fonctionnalité **Simulateur de risques | Outils | Optimisateur de variable unique** (figure 5.59). Remarque: Cet optimisateur de variable unique s'exécute très rapidement, mais ne s'applique qu'à la recherche d'une seule variable d'entrée. Si vous voulez accepter plus d'une valeur d'entrée, utilisez les routines d'optimisation avancée du Simulateur de risques. Remarque: Cet outil est inclus dans le Simulateur de risques car vous pouvez parfois

avoir besoin d'un calcul d'optimisation rapide pour une seule variable de décision, et cet outil vous permet de le faire sans configurer de modèle d'optimisation avec profils, suppositions de simulation, variables de décision, objectifs et contraintes.

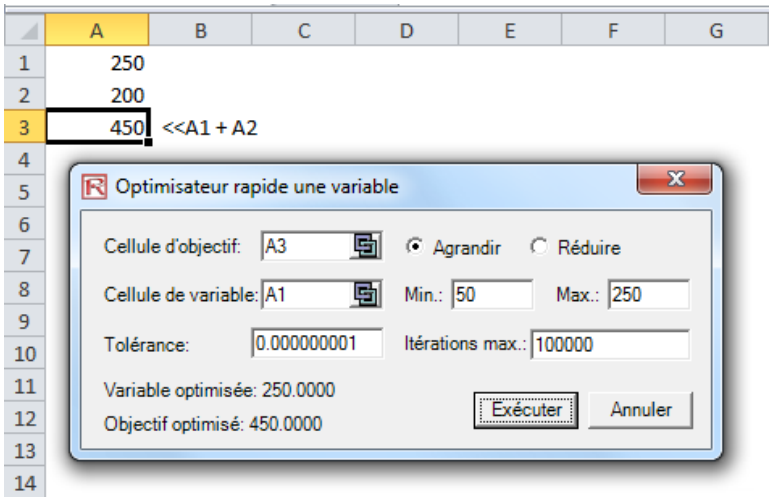


Figure 5.59 – Optimisateur de variable unique

5.26 Optimisation d'algorithme génétique

Un algorithme génétique est une heuristique de recherche qui imite le processus de l'évolution naturelle. Cette approche heuristique est fréquemment utilisée pour générer des solutions utiles à des problèmes d'optimisation et de recherche. Les algorithmes génétiques appartiennent à la classe plus large des algorithmes évolutionnistes, qui génèrent des solutions aux problèmes d'optimisation en utilisant des techniques inspirées de l'évolution naturelle, comme l'héritage, la mutation, la sélection et le croisement.

L'algorithme génétique est disponible dans **Simulateur de risques | Outils | Algorithme génétique** (figure 5.60). Il faut calibrer les entrées du modèle avec soin car les résultats seront relativement sensibles aux entrées (les entrées par défaut sont fournies comme guide général des niveaux d'entrée les plus courants), et il est conseillé de choisir l'outil de recherche du gradient pour un jeu de résultats plus solide (vous pouvez désélectionner cette option pour commencer, puis sélectionner ce choix, ré-exécuter l'analyse et comparer les résultats).

Remarque: Dans de nombreux problèmes, les algorithmes génétiques peuvent avoir tendance à converger vers des valeurs optimales locales ou même des points arbitraires, plutôt que vers la valeur optimale globale du problème. Cela signifie qu'ils ne savent pas sacrifier l'ajustement à court terme au profit de l'ajustement à long terme. Pour des

problèmes d'optimisation spécifiques et des exemples de problèmes, il est possible que d'autres algorithmes d'optimisation trouvent de meilleures solutions que les algorithmes génétiques (avec le même temps de calcul). Il est donc conseillé de commencer par exécuter l'algorithme génétique, puis de l'exécuter une deuxième fois en cochant l'option *Appliquer le test de recherche du gradient* (figure 5.60) pour vérifier la solidité du modèle. Ce test de recherche du gradient essaie d'exécuter des combinaisons de techniques d'optimisation traditionnelles et de méthodes d'algorithme génétique afin de renvoyer la meilleure solution possible. Enfin, à moins qu'il n'y ait un besoin théorique spécifique d'utiliser l'algorithme génétique, nous conseillons l'utilisation du module d'optimisation du Simulateur de risques pour des résultats plus solides, ce qui vous permet d'exécuter des routines d'optimisation dynamiques et stochastiques basées sur les risques plus sophistiquées.

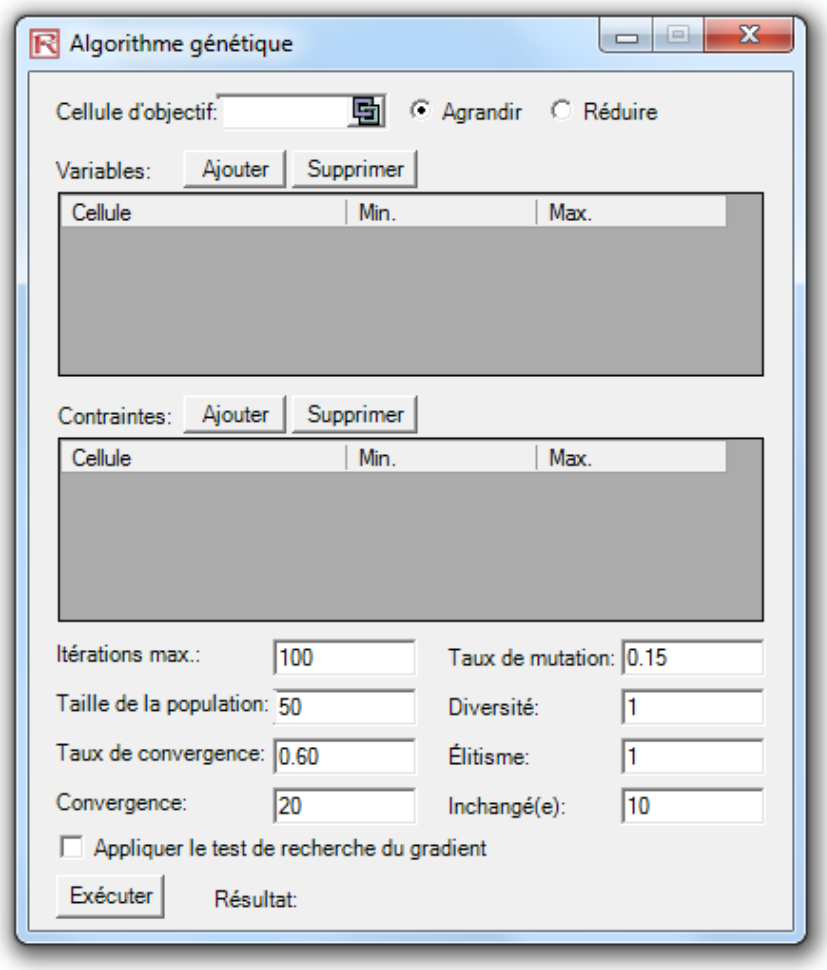


Figure 5.60 – Algorithme génétique

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

5.27 Module ROV Decision Tree

5.27.1 Arbre de décision

Le module ROV Decision Tree (figure 5.61) sert à créer et à évaluer des modèles d'arbre de décision. D'autres méthodologies et analyses avancées sont également incluses:

- Modèles d'arbre de décision
- Simulation de risques de Monte-Carlo
- Analyse de sensibilité
- Analyse de scénarios
- Analyse bayésienne (mise à jour de probabilité conjointe et de probabilité a posteriori)
- Valeur attendue d'information
- MINIMAX
- MAXIMIN
- Profils de risque

Ci-dessous sont répertoriés certains conseils pratiques et procédures essentiels de démarrage rapide en vue de l'utilisation de cet outil intuitif:

- 11 langues localisées sont disponibles dans ce module et le langage actuel peut être modifié via le menu Langue.
- Vous pouvez *Insérer des nœuds d'option* ou *Insérer des nœuds terminaux* en sélectionnant d'abord tout nœud existant puis en cliquant sur l'icône de nœud d'option (carré) ou l'icône de nœud terminal (triangle), ou bien utiliser les fonctions du menu *Insertion*.
- Modifiez les propriétés individuelles des *Nœuds d'option* ou des *Nœuds terminaux* en double-cliquant sur un nœud. Parfois, lorsque vous cliquez sur un nœud, tous les nœuds enfants suivants sont également sélectionnés (cela vous permet de déplacer l'ensemble de l'arbre à partir du nœud sélectionné). Si vous souhaitez sélectionner uniquement ce nœud, vous devrez cliquer sur l'arrière-plan vide et recliquer sur le nœud pour le sélectionner individuellement. Vous pouvez également déplacer les nœuds séparément ou la totalité de l'arbre depuis le nœud sélectionné en fonction des paramètres actuels (faites un clic-droit, ou dans le menu *Édition*, et sélectionnez *Déplacer les nœuds séparément* ou *Déplacer tous les nœuds*.
- Ci-dessous sont décrits brièvement les éléments pouvant être personnalisés et configurés dans l'interface utilisateur des propriétés des nœuds. Le plus simple

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

est d'essayer différents paramètres pour chacun des éléments suivants afin d'en observer les effets sur l'arbre de stratégie:

- *Nom*. Nom apparaissant au-dessus du nœud.
- *Valeur*. Valeur apparaissant en dessous du nœud.
- *Lien vers Excel*. Crée un lien vers la valeur à partir d'une cellule de feuille de calcul Excel.
- *Notes*. Des notes peuvent être insérées au-dessus ou en dessous d'un nœud.
- *Afficher dans le modèle*. Affiche toute combinaison possible entre un Nom, une Valeur et des Notes.
- *Couleur locale* par opposition à *Couleur globale*. La couleur des nœuds peut être modifiée localement à l'échelle d'un seul nœud ou globalement, sur la totalité des nœuds.
- *Insérer une étiquette dans la forme*. Il est possible d'insérer du texte dans le nœud (vous devrez peut-être élargir le nœud pour l'adapter à la longueur du texte).
- *Nom d'événement sur la branche*. Vous pouvez insérer du texte sur la branche menant au nœud afin d'indiquer l'événement qui est à l'origine de ce nœud.
- *Sélectionner des options réelles*. Un type spécifique d'option réelle peut être attribué au nœud courant. L'attribution d'options réelles aux nœuds permet à l'outil de créer une liste des variables d'entrée requises.

- Les *Éléments globaux* sont tous personnalisables, y compris les éléments de l'*Arrière-plan*, des *Lignes de liaison*, des *Nœuds d'option*, des *Nœuds terminaux* et des *Zones de texte* de l'arbre de stratégie. Par exemple, les paramètres suivants peuvent être modifiés pour chacun des éléments:
  - Les paramètres de *Police* pour le Nom, la Valeur, les Notes, l'Étiquette et les Noms d'événement.
  - La *Taille du nœud* (hauteur et largeur minimales et maximales).
  - Les *Bordures* (styles de ligne, largeur et couleur).
  - Les *Ombres* (couleurs et application ou non d'une ombre).
  - La Couleur globale.
  - La Forme globale.
- La commande de la fenêtre *Afficher les informations requises* du menu *Édition* ouvre une fenêtre ancrée sur la droite de l'arbre de stratégie, de manière à ce que, lorsqu'un nœud d'option ou un nœud terminal est sélectionné, les propriétés de ce nœud soient affichées et puissent être mises à jour directement. Cette fonctionnalité est une solution qui permet d'éviter de double-cliquer à chaque fois sur un nœud.
- Des *Fichiers d'exemple* sont disponibles dans le menu *Fichier* pour vous aider à vous lancer dans la construction d'arbres de stratégie.

- La commande *Protéger le fichier* du menu *Fichier* permet de crypter l'arbre de stratégie au moyen d'un cryptage par mot de passe pouvant aller jusqu'à 256 bits. Soyez vigilant lorsqu'un fichier est crypté car si le mot de passe est perdu, le fichier ne peut plus être ouvert.
- La *Capture d'écran* ou l'impression du modèle existant est possible depuis le menu *Fichier*. L'écran capturé peut ensuite être collé dans d'autres applications logicielles.
- Il est possible d'*Ajouter, Dupliquer, Renommer* et *Supprimer un arbre de stratégie* via un clic-droit sur l'onglet de l'arbre de stratégie ou via le menu *Édition*.
- Vous pouvez également *Insérer un lien fichier* et *Insérer un commentaire* sur n'importe quel nœud d'option ou terminal, ou bien *Insérer du texte* ou *Insérer une image* n'importe où dans l'arrière-plan ou dans la zone du canevas.
- Vous pouvez *Changer les styles existants*, ou *Gérer et créer des styles personnalisés* de votre arbre de stratégie (ce qui inclut la taille, la forme, les modèles de couleurs et les spécifications de taille et de couleur de police pour la totalité de l'arbre de stratégie).
- *Insérer des nœuds de décision*, *Insérer des nœuds d'incertitude* ou *Insérer des nœuds terminaux* en sélectionnant n'importe quel nœud existant et en cliquant ensuite sur l'icône de nœud de décision (carré), l'icône de nœud d'incertitude (cercle) ou l'icône de nœud terminal (triangle) ou en utilisant les fonctionnalités du menu *Insertion*.
- Modifier les propriétés individuelles des nœuds de décision, d'incertitude ou terminaux en double-cliquant sur un nœud. Les éléments ci-dessous sont des éléments supplémentaires uniques du module d'arbre de décision pouvant être personnalisés et configurés dans l'interface utilisateur des propriétés des nœuds:
    - Nœuds de décision: *Annulation personnalisée* ou *Traitement Auto* de la valeur sur un nœud. L'option de traitement automatique est définie par défaut et lorsque vous cliquez sur *EXÉCUTER* sur un modèle d'arbre de décision achevé, les nœuds de décision seront mis à jour avec les résultats.
    - Nœuds d'incertitude: *Noms d'événements*, *Probabilités* et *Définir des hypothèses de simulation*. Vous ne pouvez ajouter des noms d'événements de probabilité, des probabilités et des hypothèses de simulation qu'après la création de branches d'incertitude.
    - Nœuds terminaux: *Saisie manuelle*, *Lien vers Excel* et *Définir des hypothèses de simulation*. Les gains d'événements terminaux peuvent être saisis manuellement ou liés à une cellule Excel (par exemple, si vous disposez d'un grand modèle Excel qui traite le gain, vous pouvez

lier le modèle à la cellule de sortie de ce modèle Excel), ou vous pouvez définir des hypothèses de distribution de probabilité pour la réalisation de simulations.

- La fenêtre d'*Affichage des propriétés des nœuds* est disponible depuis le menu *Édition* et les propriétés des nœuds sélectionnées sont mises à jour quand un nœud est sélectionné.
- Le module d'arbre de décision s'accompagne également des analyses avancées suivantes:
  - Modélisation de simulation de Monte-Carlo sur les arbres de décision
  - Analyse bayésienne pour l'obtention de probabilités a posteriori
  - Valeur attendue d'information parfaite, Analyse MINIMAX et MAXIMIN, Profils de risque et Valeur d'information imparfaite
  - Analyse de sensibilité
  - Analyse de scénarios
  - Analyse de la fonction d'utilité

5.27.2 Modélisation de simulation

Cet outil permet d'effectuer une simulation de risques de Monte-Carlo sur l'arbre de décision (figure 5.62). Cet outil vous permet de définir des distributions de probabilités comme suppositions d'entrée pour l'exécution des simulations. Vous pouvez définir une supposition pour le nœud sélectionné ou définir une nouvelle supposition et l'utiliser (ou utiliser des suppositions créées précédemment) dans une formule ou une équation numérique. Par exemple, vous pouvez définir une nouvelle supposition appelée Normale (c.-à-d. une distribution normale avec une moyenne de 100 et un écart type de 10) et exécuter une simulation dans l'arborescence décisionnelle, ou utiliser cette supposition dans une équation comme (100*Normale+15.25). Créez votre propre modèle dans le champ d'expression numérique. Vous pouvez utiliser des calculs de base ou ajouter des variables existantes à votre équation en double-cliquant sur la liste des variables existantes. Vous pouvez ajouter de nouvelles variables à la liste quand nécessaire, sous la forme de suppositions ou d'expressions numériques.

5.27.3 Analyse bayesienne

Cet outil d'analyse bayesienne (figure 5.63) peut être exécuté sur deux événements d'incertitude qui sont liés le long d'un chemin. Par exemple, dans l'exemple sur la droite, les incertitudes A et B sont liées, l'événement A se produisant avant l'événement B. Le premier événement (A) est l'étude de marché avec deux résultats (favorable ou défavorable). Le deuxième événement (B) représente les conditions du marché, là aussi avec deux résultats (fortes ou faibles). Cet outil est utilisé pour calculer les probabilités mises à jour postérieures jointes, marginales et bayesiennes en entrant les probabilités précédentes et les probabilités conditionnelles de fiabilité ; ou les probabilités de fiabilité

peuvent être calculées quand vous avez les propriétés conditionnelles mises à jour postérieures. Sélectionnez l'analyse pertinente désirée ci-dessous et cliquez sur Charger l'exemple pour voir les exemples d'entrées correspondant à l'analyse sélectionnée et les résultats affichés dans la grille sur la droite, ainsi que quels résultats sont utilisés comme entrées dans l'arborescence décisionnelle de la figure.

Procedures

- ÉTAPE 1: Saisissez les noms pour les premier et deuxième événements d'incertitude et choisissez le nombre d'événements de probabilité (états de la nature ou résultats) qu'a chaque événement.
- ÉTAPE 2: Saisissez le nom de chaque résultat ou événement de probabilité.
- ÉTAPE 3: Saisissez les probabilités précédentes du deuxième événement et les probabilités conditionnelles pour chaque événement ou résultat. La somme des probabilités doit être égale à 100 %.

5.27.4 Valeur attendue de l'information parfaite (evpi), analyse et maximin, profils de risque et valeur de l'information imparfaite

Cet outil calcule la valeur attendue de l'information parfaite (EVPI), l'analyse minimax et maximin, ainsi que le profil de risque et la valeur de l'information imparfaite (figure 5.64). Pour commencer, saisissez le nombre de stratégies ou de branches décisionnelles prises en compte (par ex. construire un site grand, moyen, petit) et le nombre de résultats d'états de la nature ou d'événements incertains (par ex. bon marché, mauvais marché), et saisissez les gains attendus pour chaque scénario.

La valeur attendue de l'information parfaite (EVPI), c.-à-d. supposer que vous aviez tout prévu et que vous sachiez exactement que faire (par le biais d'études de marché ou d'autres moyens vous permettant de mieux discerner les résultats probabilistiques), calcule si une telle information (par ex. si une étude de marché apportera une valeur ajoutée) apporte une valeur ajoutée par rapport à des estimations naïves des états de la nature probabilistiques. Pour commencer, saisissez le nombre de stratégies ou de branches décisionnelles prises en compte (par ex. construire un site grand, moyen, petit) et le nombre de résultats d'états de la nature ou d'événements incertains (par ex. bon marché, mauvais marché), et saisissez les gains attendus pour chaque scénario.

Minimax (minimisation du regret maximum) et maximin (maximisation du résultat minimum) sont deux approches alternatives pour trouver le chemin de décision optimal. Elles ne sont pas souvent utilisées mais offrent malgré tout des informations supplémentaires pour le processus de prise de décision. Saisissez le nombre de chemins ou de branches décisionnelles qui existent (par ex. construire un site grand, moyen, petit), ainsi que les états de la nature ou événements incertains sous chaque chemin (par

ex. bonne ou mauvaise économie). Puis terminez le tableau des gains pour les divers scénarios et calculez les résultats minimax et maximin. Vous pouvez également cliquer sur Charger l'exemple pour voir un exemple de calcul.

5.27.5 Sensibilité

L'analyse de sensibilité (figure 5.65) sur les probabilités d'entrée est effectuée pour déterminer son impact sur les valeurs des chemins de décision. Commencez par sélectionner un nœud de décision à analyser ci-dessous, puis sélectionnez un événement de probabilité à tester dans la liste. S'il y a plusieurs événements d'incertitude avec des probabilités identiques, ils peuvent être analysés de façon indépendante ou concurrente.

Les graphiques de sensibilité affichent les valeurs des chemins de décision pour divers niveaux de probabilités. Les valeurs numériques sont affichées dans le tableau des résultats. Les endroits où les lignes se croisent, le cas échéant, représentent les événements probabilistiques auxquels un chemin de décision donné devient dominant par rapport à un autre.

5.27.6 Tableaux de scénario

Les tableaux de scénario (figure 5.66) peuvent être générés pour déterminer les valeurs de sortie d'après des changements des entrées. Vous pouvez choisir un ou plusieurs chemins de décision à analyser (les résultats de chaque chemin choisi seront représentés dans un tableau et un graphique indépendant), et un ou deux nœuds d'incertitude ou de terminal comme variables d'entrée pour le tableau de scénario.

Procedures

- Sélectionnez un ou plusieurs chemins de décision à analyser dans la liste ci-dessous.
- Sélectionnez un ou deux événements d'incertitude ou gains de terminal à modéliser.
- Décidez si vous voulez changer la probabilité de l'événement individuellement ou tous les événements de probabilités identiques en même temps.
- Saisissez la plage de scénarios d'entrées.

5.27.7 Génération de fonctions utilitaires

Les fonctions utilitaires (figure 5.67), ou U(x), sont parfois utilisées à la place des valeurs attendues des résultats de terminal dans une arborescence décisionnelle. Les fonctions U(x) peuvent être développées de deux façons: en utilisant une expérimentation laborieuse et détaillée de chaque résultat possible ou en utilisant une

méthode d'extrapolation exponentielle (utilisée ici). Elles peuvent être modélisées pour les décisionnaires prudents qui n'aiment pas prendre de risques (les désavantages sont plus désastreux ou nocifs qu'un potentiel positif égal), qui sont neutres au risque (les avantages et les désavantages sont équivalents) ou téméraires qui aiment prendre des risques (le potentiel des avantages est plus attrayant). Saisissez les valeurs attendues minimum et maximum de vos gains de terminal et le nombre de points de données entre ces deux valeurs pour calculer la courbe et le tableau utilitaires.

Dans un pari 50:50 dans lequel vous gagnez X $ ou perdez -X $/2 par rapport à l'absence de pari donnant un gain de $0, que serait ce X $? Par exemple, si vous n'avez pas de préférence entre un pari dans lequel vous pouvez gagner $100 ou perdre -$50 avec des probabilités égales par rapport à l'absence de pari, votre X est 100 $. Saisissez le X dans le champ Gains positifs ci-dessous. Remarque: Plus le X est grand, moins vous avez peur des risques, alors qu'un petit X indique que vous n'aimez pas prendre de risques.

Saisissez les entrées requises, sélectionnez le type d'U(x) et cliquez sur Calculer l'utilitaire pour obtenir les résultats. Vous pouvez aussi appliquer les valeurs U(x) calculées à l'arborescence décisionnelle pour l'exécuter à nouveau, ou rétablir l'arborescence de façon à ce qu'elle utilise les valeurs attendues des gains.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

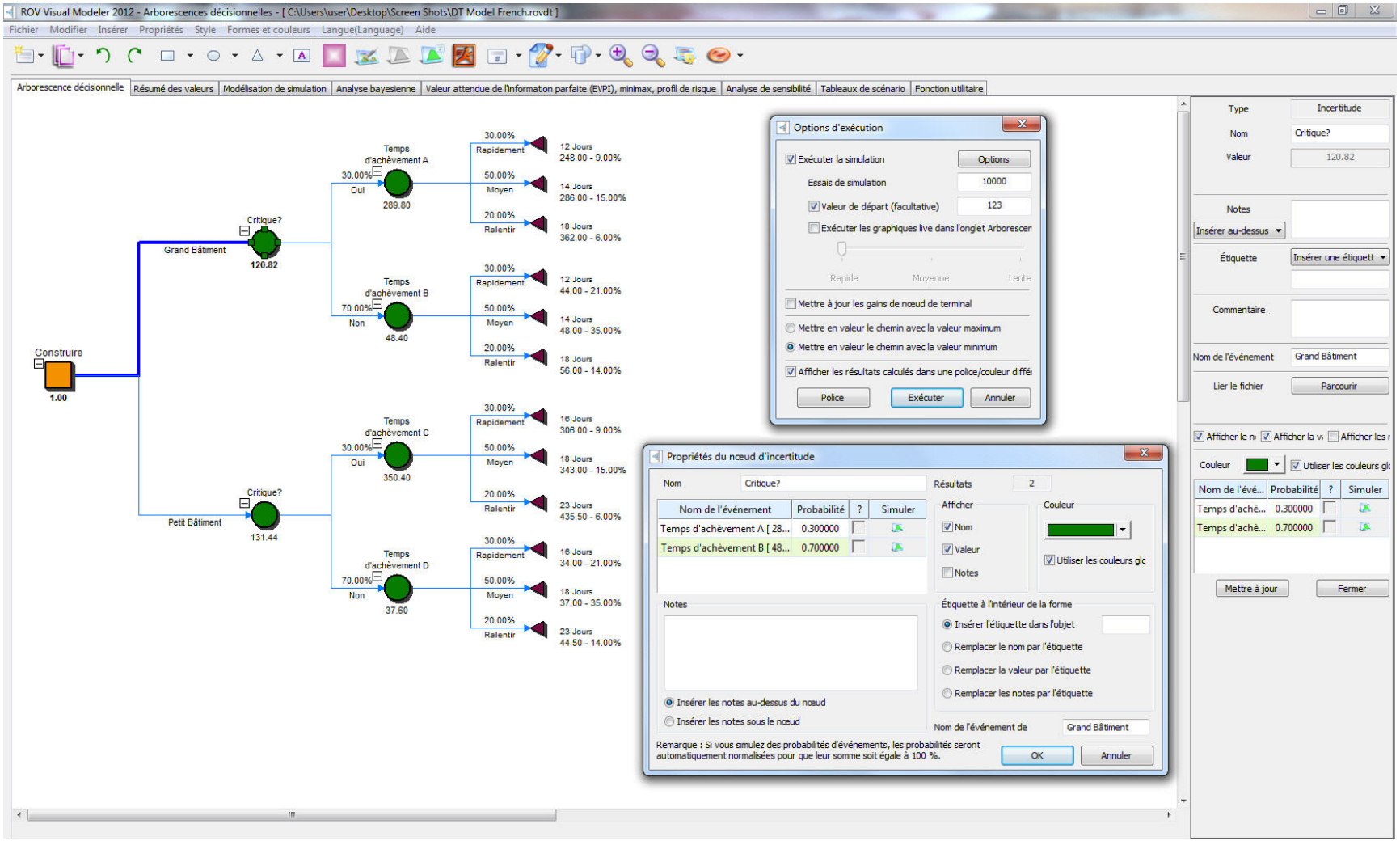


Figure 5.61 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Arbre de décision)

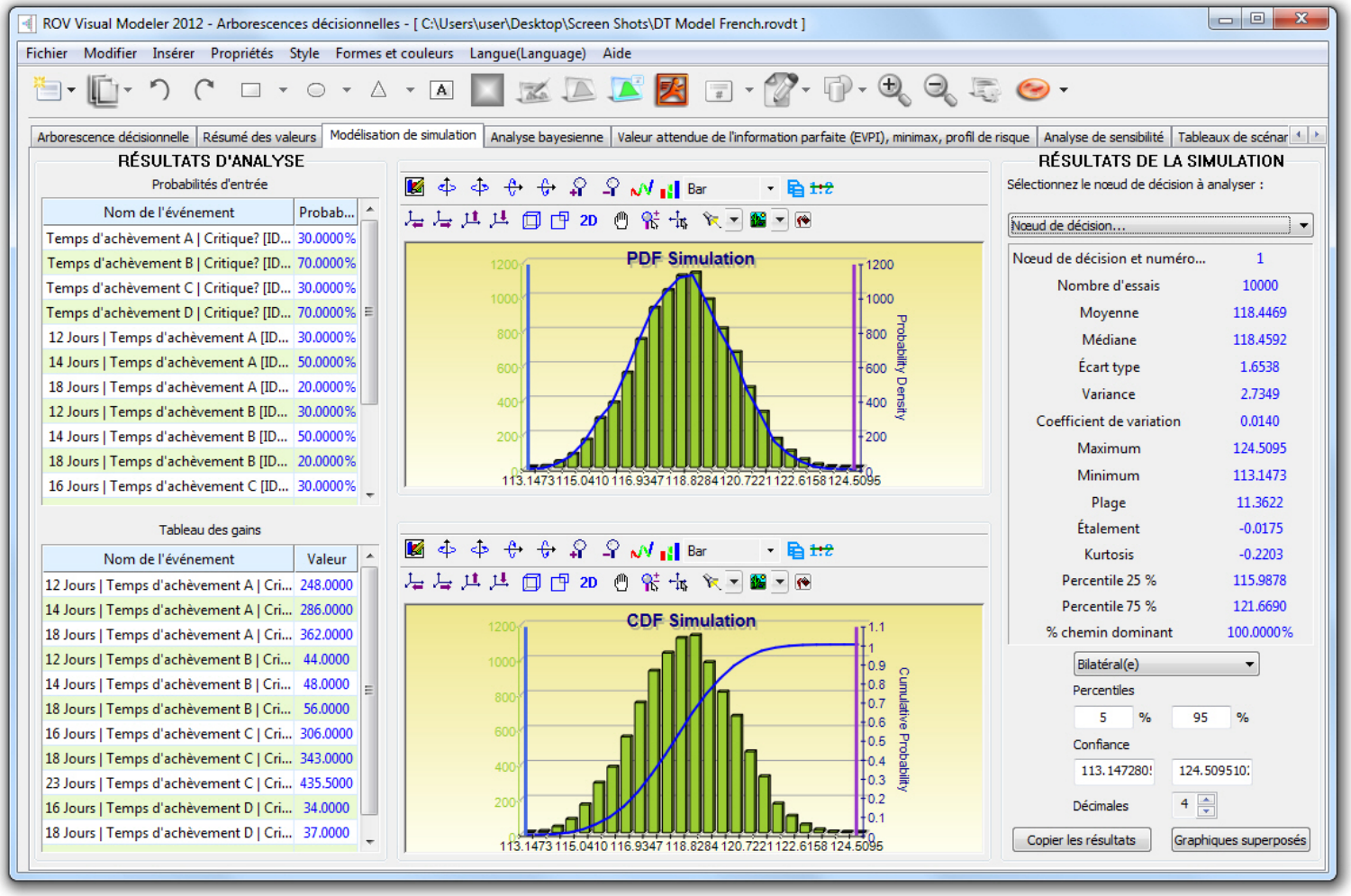


Figure 5.62 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Résultats de simulation)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

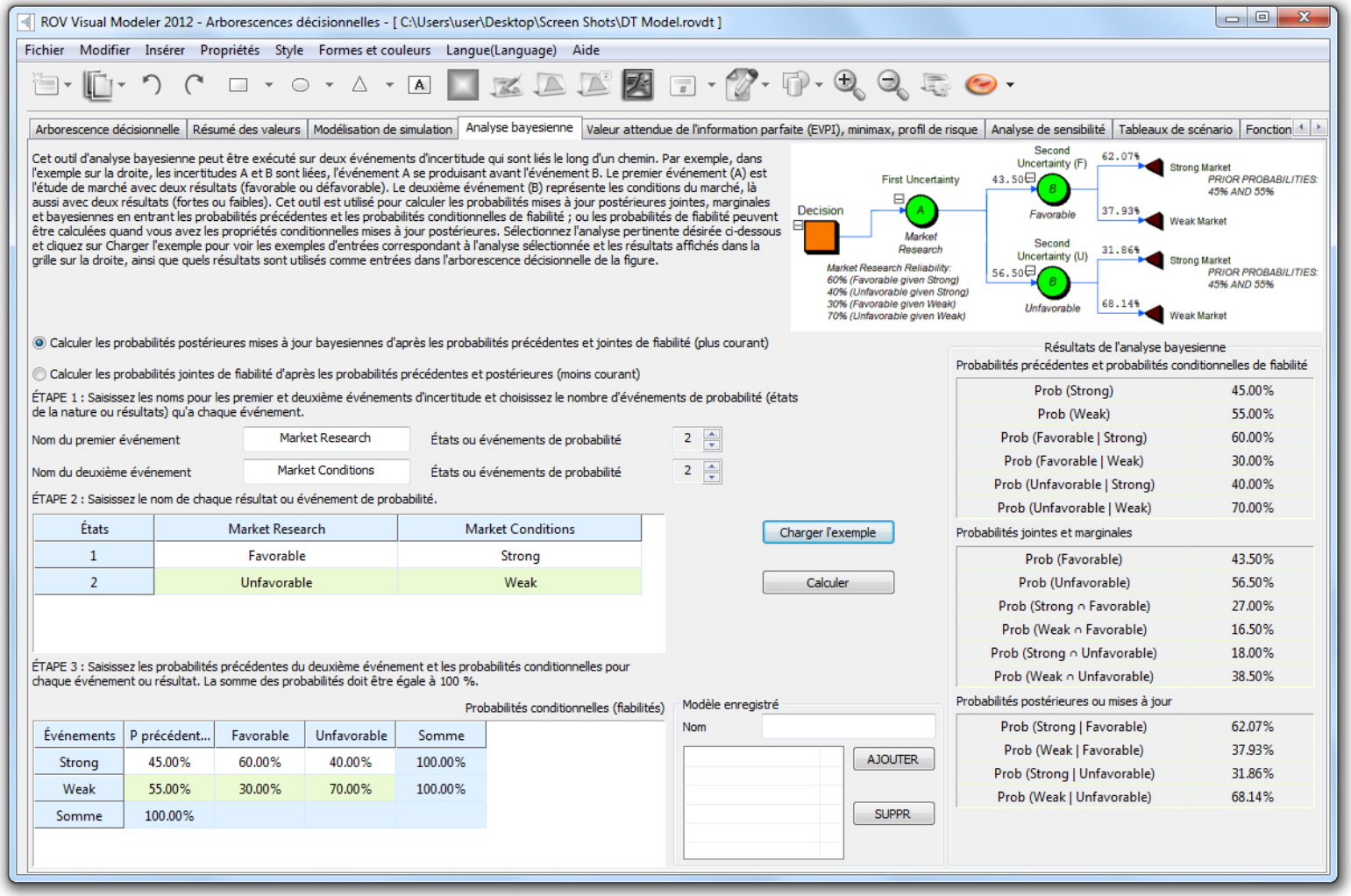


Figure 5.63 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Analyse bayésienne)

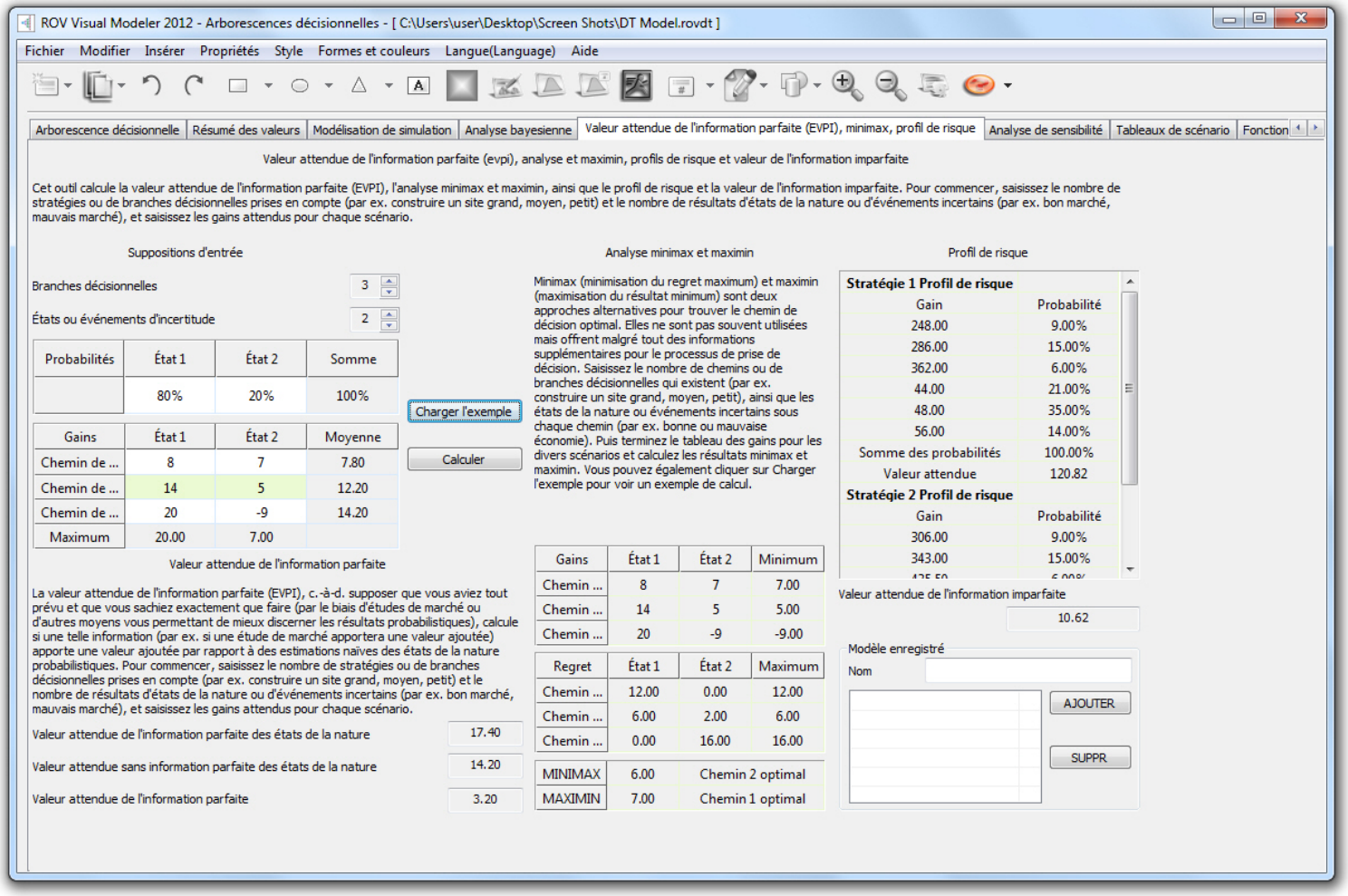


Figure 5.64 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Valeur attendue d'information parfaite, MINIMAX, Profil de risque)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

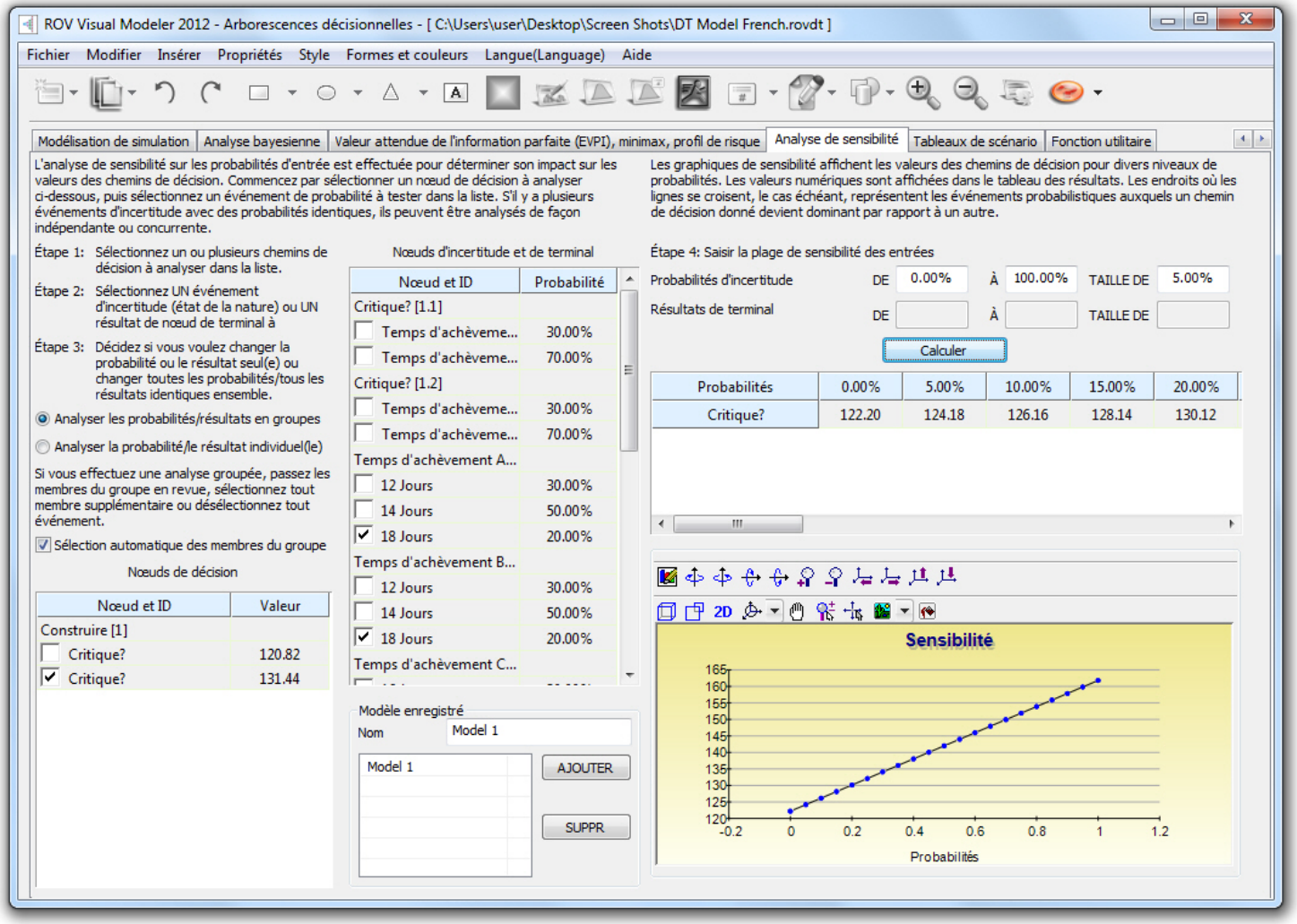


Figure 5.65 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Analyse de sensibilité)

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

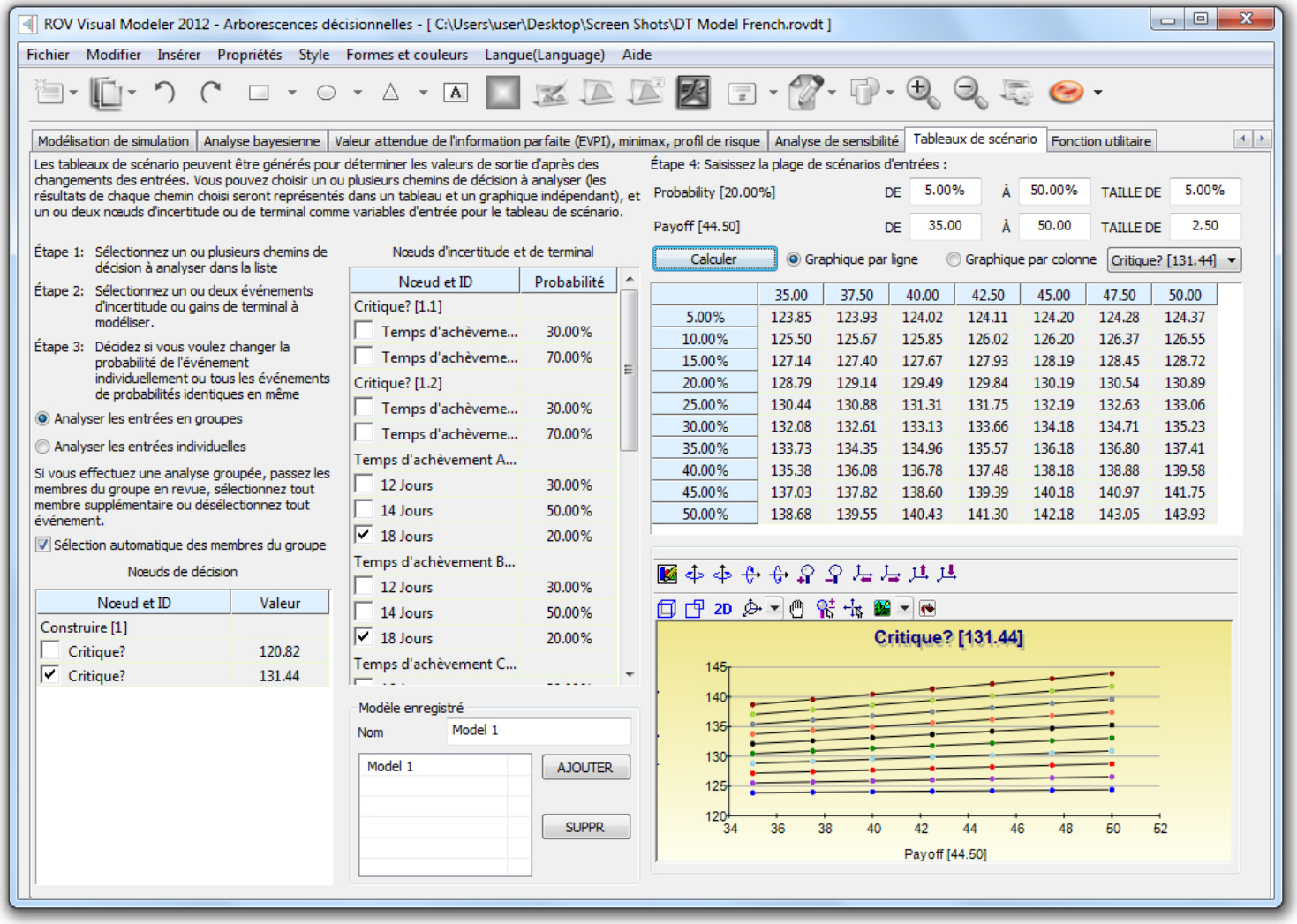


Figure 5.66 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Tableaux de scénarios)

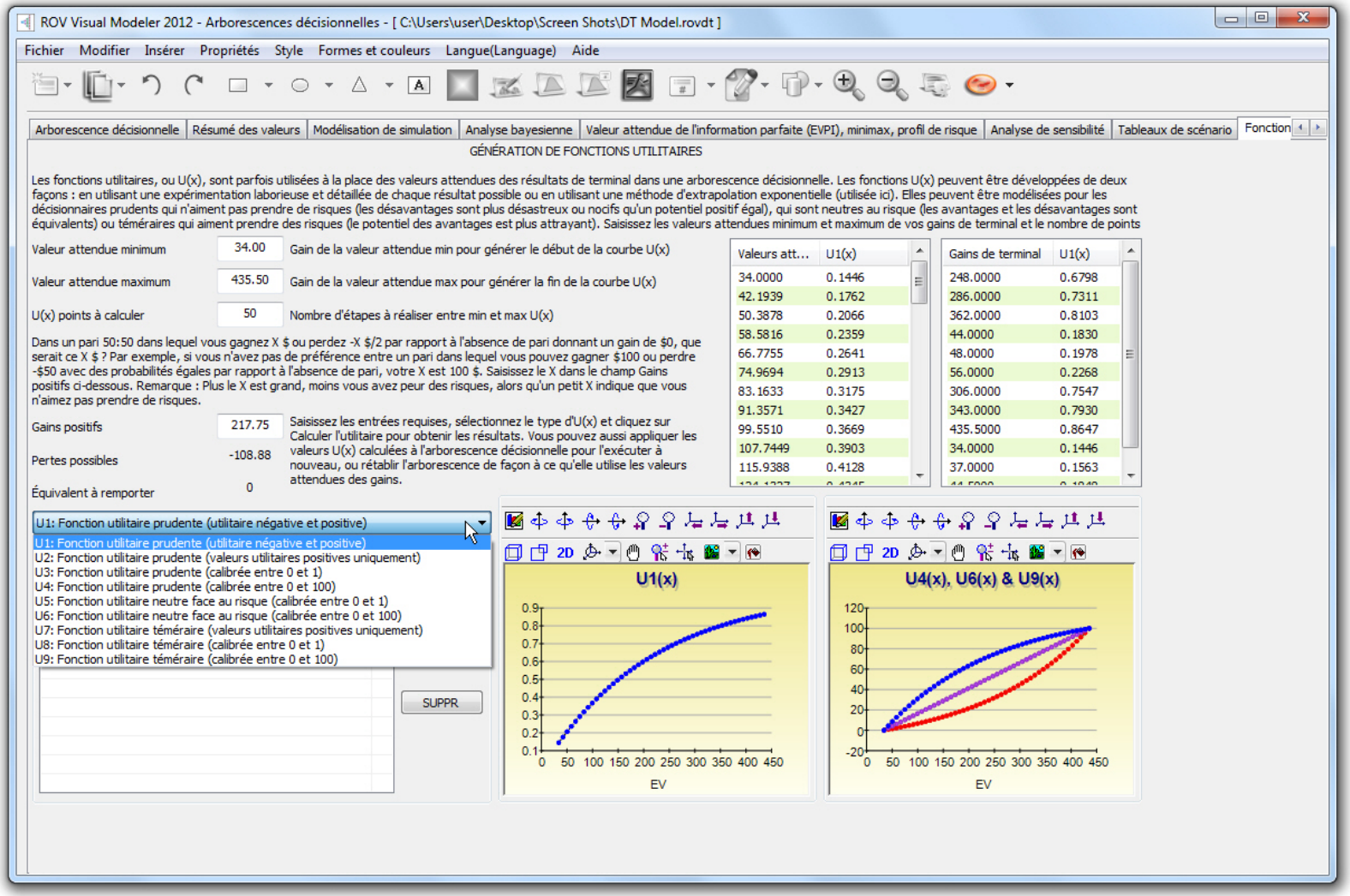


Figure 5.67 – Arbre de décision d'Évaluation sur la base d'Options Réelles (Fonctions d'utilité)

4

6. Conseils et techniques utiles

Vous trouverez ci-dessous des conseils utiles et des techniques rapides destinés aux utilisateurs du Simulateur de risques. Pour plus de détails au sujet de l'utilisation des outils spécifiques, consultez les sections correspondantes dans le manuel d'utilisation.

CONSEILS: Suppositions (interface utilisateur définition des suppositions d'entrée)

- Accès rapide—Sélectionnez n'importe quelle distribution et tapez n'importe quelle lettre et vous accéderez directement à la première distribution commençant par cette lettre (par ex. cliquez sur Normale et tapez W et vous accéderez à la distribution de Weibull).
- Affichages par clic droit—Sélectionnez n'importe quelle distribution, cliquez avec le bouton droit et sélectionnez les différents affichages des distributions (grandes icônes, petites icônes, liste).
- Mise à jour des graphiques par tabulation—Après avoir saisi de nouveaux paramètres d'entrée (par ex. vous saisissez une nouvelle valeur de moyenne ou d'écart type), appuyez sur la touche de tabulation du clavier ou cliquez n'importe où dans l'interface utilisateur hors du champ de saisie pour mettre le graphique de distribution à jour automatiquement.
- Saisie de corrélations—Vous pouvez saisir des corrélations par paires directement ici (les colonnes peuvent être redimensionnées selon les besoins), utilisez l'outil d'ajustement distributionnel multiple pour automatiquement calculer et saisir toutes les corrélations par paires, ou après avoir défini des suppositions, utiliser l'outil de modification des corrélations pour saisir votre matrice de corrélations.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

- Équations dans une cellule de supposition—Seules les cellules vides ou les cellules contenant des valeurs statiques peuvent être définies comme suppositions. Cependant, il peut arriver qu'une fonction ou équation soit requise dans une cellule de supposition: vous pouvez alors commencer par entrer la supposition d'entrée dans la cellule, puis tapez l'équation ou la fonction (lors de l'exécution de la simulation, les valeurs simulées remplacent la fonction, et une fois la simulation terminée, la fonction ou l'équation apparaît à nouveau).

CONSEILS: Copier et coller

- Copier et coller à l'aide de la touche d'*échappement*—Quand vous sélectionnez une cellule et utilisez la fonction de copie du Simulateur de risques, elle copie tout dans le Presse-papiers Windows, notamment la valeur, l'équation, la fonction, la couleur, la police et la taille de la cellule, ainsi que les suppositions, les prévisions ou les variables de décision du Simulateur de risques. Ensuite, quand vous utilisez la fonction Coller du Simulateur de risques, vous avez deux options. La première est d'appliquer la fonction Coller du Simulateur de risques directement et les valeurs, la couleur, la police, l'équation, les fonctions et les paramètres de la cellule seront collées dans la nouvelle cellule. La deuxième est de commencer par appuyer sur la touche d'échappement du clavier, puis d'appliquer la fonction Coller du Simulateur de risques. La touche d'échappement indique au Simulateur de risques que vous souhaitez coller uniquement la supposition, la prévision ou la variable de décision du Simulateur de risques, et non les valeurs, la couleur, l'équation, la fonction, la police, etc. de la cellule. En appuyant sur la touche d'échappement avant de coller, vous maintenez les valeurs et les calculs de la cellule cible et ne collez que les paramètres du Simulateur de risques.
- Copier et coller dans plusieurs cellules—Vous pouvez sélectionner plusieurs cellules pour les fonctions Copier et Coller (avec des suppositions contiguës ou non).

CONSEILS: Corrélations

- Définition des suppositions—Définissez des corrélations par paires en utilisant la boîte de dialogue Définir la supposition d'entrée (idéal pour entrer seulement plusieurs corrélations).

- Modification des corrélations—Configurez une matrice de corrélations en saisissant manuellement les données ou en les collant à partir du Presse-papiers Windows (idéal pour les matrices de corrélations volumineuses et les corrélations multiples).
- Ajustement distributionnel multiple—Calcule et entre automatiquement les corrélations par paires (idéal lorsque vous effectuez un ajustement à multiples variables, calculez automatiquement les corrélations et décidez ce qui constitue une corrélation statistiquement significative).

CONSEILS: Diagnostics de données et analyse statistique

- Estimation des paramètres stochastiques—Dans les rapports d'analyse statistique et de diagnostic des données, il y a un onglet pour les estimations des paramètres stochastiques qui permet d'estimer la volatilité, la dérive, le taux de retour à la moyenne et le taux de diffusion par saut d'après les données historiques. Attention, ces résultats de paramètres sont fondés uniquement sur les données historiques utilisées et les paramètres peuvent changer dans le temps selon la quantité de données historiques ajustées. En outre, les résultats de l'analyse affichent tous les paramètres et ne fournissent aucune implication quant au modèle de processus stochastique (par ex. mouvement brownien, retour à la moyenne, diffusion par saut ou processus mixte) le mieux adapté. C'est à l'utilisateur de le déterminer selon la variable de série chronologique à prévoir. L'analyse ne peut pas déterminer quel processus est le mieux adapté, seul l'utilisateur est à même de le faire (par ex. le processus de mouvement brownien est mieux adapté pour modéliser les cours des actions, mais l'analyse ne peut pas déterminer que les données historiques analysées proviennent d'une action ou de toute autre variable, et seul l'utilisateur le sait). Enfin, une astuce utile est de savoir que si un paramètre donné ne se trouve pas dans la plage normale, le processus nécessitant ce paramètre d'entrée n'est probablement pas le processus correct (par ex. si le taux de retour à la moyenne est de 110 %, il est probable que le retour à la moyenne n'est pas le processus correct).

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

CONSEILS: Analyse, graphiques et tableaux de distributions des probabilités

- Analyse distributionnelle—Calcule rapidement les PDF, CDF et ICDF des 42 distributions de probabilités disponibles dans le Simulateur de risques et renvoie un *tableau* de ces valeurs.
- Tableaux et graphiques de distribution—Utilisé pour comparer *différents paramètres d'une même distribution* (par ex. les formes et les valeurs PDF, CDF, ICDF d'une distribution de Weibull avec alpha et bêta de [2, 2], [3, 5] et [3.5, 8], puis il les superpose).
- Graphiques superposés—Sert à comparer *différentes distributions* (suppositions d'entrée théoriques et prévisions de sortie simulées empiriquement), puis les superpose les unes sur les autres pour permettre une comparaison visuelle.

CONSEILS: Frontière efficiente

- Variables de frontière efficiente—Pour accéder aux variables de frontière, définissez les contraintes du modèles avant de définir les variables de frontière efficiente.

CONSEILS: Cellules de prévision

- Cellule de prévision sans équations—Vous pouvez définir des prévisions de sortie sur des cellules sans équations ni valeurs (il vous suffit d'ignorer le message d'avertissement), mais attention, le graphique de prévisions résultant sera vide. Les prévisions de sortie sont généralement définies sur des cellules vides quand des macros sont calculées et la cellule est continuellement mise à jour.

CONSEILS: Graphiques de prévisions

- *Tabulation* et *barre d'espace*—Appuyez sur la touche de tabulation du clavier pour mettre le graphique de prévisions à jour et obtenir les valeurs de percentile et de confiance après avoir saisi des entrées. Appuyez sur la barre d'espace pour passer d'un onglet à un autre du graphique de prévisions.
- Affichage normal et affichage global—Cliquez sur ces affichages pour passer d'une interface à onglets à une interface globale dans laquelle tous les éléments des graphiques de prévisions sont visibles simultanément.

- Copier—Cela copie le graphique de prévisions si vous êtes en affichage normal ou la totalité de l'affichage global si vous êtes en affichage global.

CONSEILS: Prévisions

- Adresse de lien de cellule—Si vous commencez par sélectionner les données dans la feuille de calcul, puis exécutez un outil de prévisions, les adresses de cellules des données sélectionnées seront automatiquement entrées dans l'interface utilisateur. Sinon, vous devrez entrer manuellement l'adresse de cellule ou utiliser l'icône de lien pour la relier à l'emplacement de données pertinent.
- Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) de prévision—Utilisez ceci comme mesure d'erreur universelle sur multiples modèles de prévisions pour des comparaisons directes de la précision de chaque modèle.

CONSEILS: Prévisions: ARIMA

- Périodes de prévisions—Le nombre de lignes de donnée exogène doit dépasser le nombre de lignes de données de séries chronologiques au moins du nombre de périodes de prévisions désiré (par ex. si vous souhaitez prévoir 5 périodes dans le futur et avoir 100 points de données de séries chronologiques, il vous faudra au moins 105 points de données pour la variable exogène). Sinon, exécutez simplement ARIMA sans la variable exogène pour prévoir autant de périodes que vous le souhaitez sans limitations.

CONSEILS: Prévisions: Économétrie de base

- Séparation des variables par des points-virgules—Séparez les variables indépendantes par des points-virgules.

CONSEILS: Prévisions: Logit, Probit et Tobit

- Spécifications des données—Les variables dépendantes pour l'exécution de modèles logit et probit doivent être binaires uniquement (0 et 1), mais le modèle tobit accepte les valeurs binaires et autres valeurs décimales numériques. Les variables indépendantes pour ces trois modèles peuvent avoir n'importe quelle valeur numérique.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

CONSEILS: Prévisions: Processus stochastiques

- Échantillons d'entrées par défaut—En cas de doute, utilisez les entrées par défaut comme point de départ pour le développement de votre propre modèle.
- Outil d'analyse statistique pour l'estimation des paramètres—Utilisez cet outil pour calibrer les paramètres d'entrée dans les modèles de processus stochastiques en les estimant à partir de vos données brutes.
- Modèle de processus stochastique—Parfois, si l'interface utilisateur du processus stochastique se bloque pendant un long moment, il est probable que vos entrées soient incorrectes et que le modèle ne soit pas correctement spécifié (par ex. si le taux de retour à la moyenne est de 110 %, il est probable que le retour à la moyenne n'est pas le processus correct). Essayez avec des entrées différentes ou utilisez un autre modèle.

CONSEILS: Prévisions: Tendances

- Résultats des prévisions—Faites défiler jusqu'en bas du rapport pour voir les valeurs prévues.

CONSEILS: Appels de fonctions

- Fonctions RS—Il existe des fonctions de définition des suppositions d'entrée et d'obtention des statistiques de prévisions que vous pouvez utiliser au sein de votre feuille de calcul Excel. Pour utiliser ces fonctions, vous devez commencer par installer les fonctions RS (Démarrer, Programmes, Real Options Valuation, Simulateur de risques, Outils et Installer les fonctions), puis exécuter une simulation avant de définir les fonctions RS dans Excel. Consultez l'exemple de modèle 24 pour voir des exemples d'utilisation de ces fonctions.

CONSEILS: Exercices et vidéos de prise en main

- Exercices de prise en main—Plusieurs exemples pratiques étape par étape et exercices d'interprétation des résultats sont accessibles en cliquant sur Démarrer, Programmes, Real Options Valuation, Simulateur de risques. Ces exercices sont conçus pour vous aider à rapidement être capable d'utiliser le logiciel.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

- Vidéos de prise en main—Elles sont toutes disponibles gratuitement sur notre site Web www.realoptionsvaluation.com/download.html ou www.rovdownloads.com/download.html.

CONSEILS: ID matériel

- Copie de l'ID matériel par clic droit—Dans l'interface utilisateur de l'installation de licence, sélectionnez l'ID matériel (HWID) ou double-cliquez dessus pour sélectionner sa valeur, cliquez avec le bouton droit pour copier ou cliquez sur le lien d'envoi par e-mail pour générer un e-mail contenant l'ID matériel.
- Dépanneur—Lancez le dépanneur en cliquant sur Démarrer, Programmes, Real Options Valuation, Simulateur de risques et exécutez l'outil d'obtention de l'ID matériel (HWID) pour obtenir l'ID matériel de votre ordinateur.

CONSEILS: Échantillonnage par hypercube latin (LHS) et simulation de Monte Carlo (MCS)

- Corrélations—Pour de la définition de corrélations par paires, nous vous conseillons d'utiliser le paramètre Monte Carlo dans le menu Options du Simulateur de risques. L'échantillonnage par hypercube latin (LHS) n'est pas compatible avec la méthode de copule corrélée pour la simulation.
- Groupes LHS—Un nombre plus élevé de groupes ralentira la simulation mais fournira un jeu de résultats de simulation plus uniforme.
- Caractère aléatoire—Toutes les techniques de simulation aléatoires du menu Options ont été testées: ce sont toutes de bons simulateurs et elles approchent les mêmes niveaux de caractère aléatoire lors de l'exécution d'un nombre d'essais important.

CONSEILS: Ressources en ligne

- Livres, vidéos de prise en main, modèles, livres blancs—Disponibles gratuitement sur notre site Web à www.realoptionsvaluation.com/download.html ou www.rovdownloads.com/download.html.

CONSEILS: Optimisation

- Résultats impossibles—Si l'optimisation renvoie des résultats impossibles, vous pouvez essayer de changer les contraintes d'un signe d'égalité (=) à un signe d'inégalité (>= ou <=) et réessayer. Cela s'applique également lorsque vous exécutez une analyse de frontière efficiente.

CONSEILS: Profils

- Profils multiples—Créez plusieurs profils et passez de l'un à l'autre au sein d'un seul modèle. Cela vous permet d'exécuter des scénarios sur la simulation car vous pouvez changer les paramètres d'entrée ou les types de distribution dans votre modèle afin de voir les effets que cela a sur les résultats.
- Profil requis—Il est impossible de créer des suppositions, des prévisions ou des variables de décision en l'absence d'un profil actif. Cependant, une fois que vous avez un profil, vous n'avez plus à créer de nouveau profil à chaque fois. En fait, si vous souhaitez exécuter un modèle de simulation en ajoutant des suppositions ou des prévisions supplémentaires, vous devriez garder le même profil.
- Profil actif—Le dernier profil utilisé quand vous enregistrez le fichier Excel s'ouvrira automatiquement lors de la prochaine ouverture de ce fichier Excel.
- Fichiers Excel multiples—Quand vous passez d'un modèle Excel ouvert à un autre, le profil actif est celui du modèle Excel actuel et actif.
- Profils entre plusieurs classeurs—Faites attention si plusieurs fichiers Excel sont ouverts et si seulement un de ces fichiers Excel a un profil actif: si vous passez accidentellement à un autre fichier Excel et définissez des suppositions et des prévisions sur ce fichier, les suppositions et les prévisions ne s'exécuteront pas et ne seront pas valides.
- Suppression des profils—Vous pouvez cloner et supprimer des profils existants, mais au moins un profil doit exister dans le fichier Excel si vous supprimez des profils.
- Emplacement des profils—Les profils que vous créez (contenant les suppositions, les précisions, les variables de décision, les objectifs, les contraintes, etc.) sont enregistrés sous la forme d'un classeur caché et chiffré. C'est pour cela que quand vous

enregistrez un fichier de classeur Excel, le profil est également automatiquement enregistré.

CONSEILS: Raccourci par clic droit et autres touches de raccourci

- Clic droit—Vous pouvez ouvrir le menu de raccourcis du Simulateur de risques en cliquant sur une cellule avec le bouton droit n'importe où dans Excel.

CONSEILS: Enregistrer

- Enregistrement du fichier Excel—Cela enregistre les paramètres du profil, les suppositions, les prévisions, les variables de décision et votre modèle Excel (y compris tous les rapports, graphiques et données extraites du Simulateur de risques).
- Enregistrement des paramètres de graphique—Cela enregistre les paramètres du graphique de prévisions afin que ces paramètres puissent être récupérés et appliqués aux futurs graphiques de prévisions (utilisez les icônes d'enregistrement et d'ouverture des graphiques de prévisions).
- Enregistrement et extraction de données simulées dans Excel—Cela extrait les suppositions et les prévisions d'une exécution simulée, mais le fichier Excel doit encore être enregistré afin d'enregistrer les données pour les récupérer ultérieurement.
- Enregistrement des données et graphiques simulés dans le Simulateur de risques—En utilisant l'extraction de données du Simulateur de risques et en enregistrant dans un fichier **.RiskSim*, vous pourrez rouvrir le graphique de prévisions dynamique ultérieurement avec les mêmes données sans avoir à ré-exécuter la simulation.
- Enregistrement et génération de rapports—Les rapports de simulation et autres rapports analytiques sont extraits sous la forme de feuilles de calcul indépendantes dans votre classeur, et la totalité du fichier Excel doit être enregistrée pour pouvoir enregistrer les données afin de les récupérer ultérieurement.

CONSEILS: Techniques d'échantillonnage et de simulation

- Générateur de nombres aléatoires—Il y a 6 générateurs de nombres aléatoires pris en charge (consultez le manuel d'utilisation pour de plus amples détails) et en général, la méthode par défaut du

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Simulateur de risques ROV et la méthode *Advanced Subtractive Random Shuffle* sont les deux approches recommandées. N'appliquez pas les autres méthodes à moins que cela soit spécifiquement nécessaire pour votre méthode ou votre analyse et même dans ce cas, nous vous recommandons de tester les résultats par rapport aux deux approches recommandées.

CONSEILS: Kit de développement logiciel (Software Development Kit, SDK) et bibliothèques DLL

- SDK, DLL et OEM—Toutes les données analytiques du Simulateur de risques peuvent être invoquées à l'extérieur de ce logiciel et intégrées à tout logiciel propriétaire. Veuillez contacter admin@realoptionsvaluation.com pour de plus amples détails sur l'utilisation de notre kit de développement logiciel pour accéder aux fichiers analytiques DLL.

CONSEILS: Démarrage du Simulateur de risques avec Excel

- Dépanneur ROV—Exécutez ce dépanneur pour obtenir l'ID matériel (HWID) de votre ordinateur à des fins de licence, pour voir les paramètres et les pré-requis de votre ordinateur, et pour réactiver le Simulateur de risques s'il a été désactivé par accident.
- Démarrage du Simulateur de risques au démarrage d'Excel—Vous pouvez laisser le Simulateur de risques démarrer automatiquement à chaque démarrage d'Excel ou le démarrer manuellement en cliquant sur Démarrer, Programmes, Real Options Valuation, Simulateur de risques. Vous pouvez définir cette préférence dans le menu Options du Simulateur de risques.

CONSEILS: Simulation hyper rapide

- Développement de modèles—Si vous souhaitez exécuter la simulation hyper rapide dans votre modèle, vous avez peut-être intérêt, pendant la construction du modèle, à exécuter quelques tests de simulation hyper rapide afin de vous assurer que le produit fini sera capable d'exécuter la simulation hyper rapide. N'attendez pas que le modèle final soit terminé pour tester la simulation hyper rapide, car vous risqueriez de devoir revenir en arrière pour trouver tout lien corrompu ou toute fonction incompatible.
- Vitesse normale—En cas de doute, la simulation à vitesse normale fonctionne toujours.

CONSEILS: Analyse Tornado

- Analyse Tornado—L'analyse Tornado ne doit jamais être exécutée qu'une seule fois. Elle est conçue pour servir d'outil de diagnostic de modèle, ce que signifie qu'idéalement, elle doit être exécutée plusieurs fois sur le même modèle. Par exemple, dans un modèle volumineux, vous pouvez exécuter l'analyse Tornado une première fois en utilisant tous les paramètres par défaut et tous les précédents doivent être affichés (sélectionnez Afficher toutes les variables). Cette analyse unique peut générer un rapport volumineux et des graphiques Tornado longs (et potentiellement inesthétiques). Néanmoins, cela fournit un excellent point de départ pour déterminer combien des précédents sont considérés comme des facteurs de succès critiques (par ex. le graphique Tornado peut montrer que les 5 premières variables ont un impact important sur la sortie, alors que les 200 variables restantes n'ont que peu ou pas d'impact), auquel cas, une deuxième analyse Tornado est exécutée en affichant moins de variables (par ex. sélectionnez Afficher les 10 premières variables si les 5 premières sont critiques, ce qui crée un rapport clair et net et un graphique Tornado qui montre les contrastes entre les facteurs clés et les facteurs moins importants ; vous ne devriez jamais afficher un graphique Tornado avec seulement les variables clés, sans montrer les variables moins importantes, afin de souligner le contraste de leurs effets sur la sortie).
- Valeurs par défaut—Les points de test par défaut peuvent être augmentés à partir des ±10 % pour obtenir des valeurs plus grandes et tester les non linéarités (le graphique en araignée affichera les lignes non linéaires et les graphiques Tornado seront étalés d'un côté si les effets des précédents ne sont pas linéaires).
- Valeur zéro et valeurs entières—Les entrées avec des valeurs zéro ou entières uniquement doivent être désélectionnées dans l'analyse Tornado avant son exécution. Sinon, la perturbation de pourcentage risque d'invalider votre modèle (par ex. si votre modèle utilise un tableau de correspondances où Jan = 1, Fév = 2, Mar = 3, etc., la perturbation de la valeur 1 de +/- 10 % produit 0,9 et 1,1, ce qui n'a aucun sens pour le modèle).
- Options de graphiques—Essayez diverses options de graphiques afin de déterminer les meilleures options à activer et désactiver pour votre modèle.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

CONSEILS: Dépanneur

- Dépanneur ROV—Exécutez ce dépanneur pour obtenir l'ID matériel (HWID) de votre ordinateur à des fins de licence, pour voir les paramètres et les pré-requis de votre ordinateur, et pour réactiver le Simulateur de risques s'il a été désactivé par accident.

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

INDEX

acquisition, 176

actif, 143, 144, 145

action, 155

aléatoire, 180

allocation, 143, 144, 145

alpha, 175

analyse, 143, 146, 176, 178, 185

analyse de régression, 175, 176

annualisé, 143

approche, 143, 144, 148, 176, 182

araignée, 8, 151, 152, 155, 158

arcsinus, 60

ARIMA, 7, 87, 91, 106, 107, 108, 109, 111, 112, 113, 115, 117, 120, 123, 126, 177

arrêt, 29

auto-corrélation, 177, 182

barre d'outils, 10, 25, 28, 29

bêta, 60

bilogarithmique, 13, 62

binomiale, 52, 53, 54, 56

binomiale négative, 54

bootstrap, 8, 166, 167, 168

Box-Jenkins, 7, 106, 107, 112

causalité, 184

centre, 176

classes d'actifs, 143

coefficient de corrélation, 183

coefficient de détermination, 175

comportement, 180

continue, 50

contraintes, 145

corrélation, 20, 24, 37, 38, 39, 40, 51, 107, 109, 160, 161, 177, 183, 184

corrélation de rangs, 183

corrélations, 182, 183

cosinus, 13, 65

cours des actions, 180

croissance, 143, 180

Crystal Ball, 51, 149, 164, 165

de Laplace, 70

décalages, 177, 178

décision optimale, 146

décisions, 146

Delphi, 86, 162

deuxième moment, 44, 46

diffusion par saut, 101

direction, 146

discret, 7, 127, 180

discrète, 50, 52, 59, 127, 129, 136, 165

dispersion, 40, 44

distribution, 19, 25, 27, 28, 30, 37, 40, 44, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 58, 59, 60, 61, 62, 63, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 77, 78, 79, 80, 81, 82, 83, 86, 101, 128, 145, 146, 160, 162, 163, 164, 165, 166, 167, 168, 179

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

Distribution, 22

distribution T, 80

distributions, 143

données, 32, 37, 38, 40, 48, 49, 50, 61, 73, 83, 85, 86, 91, 92, 93, 94, 96, 97, 98, 101, 103, 104, 105, 106, 107, 108, 112, 113, 162, 163, 165, 166, 168, 170, 171

données de séries chronologiques, 177, 180

écart type, 20, 32, 40, 42, 45, 46, 47, 51, 54, 57, 59, 63, 64, 67, 68, 70, 73, 74, 80, 81, 101, 128, 129, 163, 168, 169, 179, 183

échantillon, 175, 179

e-mail, 9

enregistrer, 9, 10, 23, 171

entier, 7, 24, 53, 57, 65, 70, 81, 94, 127, 129

entrées, 145

équation, 176, 180, 182

Erlang, 66, 69, 70

erreur, 7, 8, 23, 29, 32, 41, 93, 96, 104, 107, 109, 166

erreurs, 75, 174, 175, 179, 183

erreurs de spécification, 174

essais, 20, 23, 24, 29, 30, 41, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 57, 67, 128, 145, 166

estimation à point, 146

estimations, 175, 176, 177

étalement, 44, 46, 47, 52, 53, 54, 55, 57, 59, 61, 63, 64, 67, 68, 70, 72, 73, 74, 76, 80, 82, 83, 167

Excel, 7, 8, 9, 10, 22, 23, 32, 37, 38, 91, 92, 98, 104, 108, 112, 113, 115, 117, 120, 123, 126, 128, 150

excès de kurtosis, 47, 52, 53, 54, 55, 57, 59, 61, 64, 67, 68, 70, 71, 72, 73, 74, 75, 76, 80, 82, 83

exécution, 176, 178

exponentielle, 14, 15, 66, 67, 69, 70, 79, 80, 83, 84, 88, 115, 201

exponentielle décalée, 67

extrapolation, 7, 104, 105

F ou de Fisher-Snedecor, 69

fiabilité, 149

Fisher-Snedecor, 69

fluctuations, 175, 180

fonctions, 177

fréquence, 49, 50

galerie, 26, 27

gamma, 61, 64, 69, 70, 80, 83, 93, 94

géométrique, 54, 55, 73, 130

hétéroscédasticité, 174, 175, 177, 179

histogramme, 49, 50

Holt-Winter, 93, 95

Hypergeometric, 22

hypergéométrique, 56

hypothèse, 8, 64, 69, 80, 98, 109, 163, 165, 166, 168, 169

hypothèse nulle, 175, 178, 179

icône, 10, 25, 27, 28, 29, 132, 137

icônes, 145

inférieure, 144

inflation, 177, 180

installation, 8, 10

intérêt, 177, 180

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.

intervalle de confiance, 33, 34, 41, 80, 166, 168

investissement, 143

khi-carré, 14, 16, 64, 165

kurtosis, 47, 63

Laplace, 70

linéaire, 175, 176, 178, 179, 182, 183

logistique, 14, 65, 71, 72, 90, 115, 121, 122

lognormale, 14, 69, 72, 73, 78

lognormale décalée, 73, 74

lognormaux, 73

marché, 180

matrice, 182

méthode Delphi, 162

mix, 182

modèle, 143, 144, 150, 174, 176, 177, 178

modèles, 176

modéliser, 180

moindres carrés, 176

Monte Carlo, 19, 41, 51, 52

mouvement brownien, 180

moyenne, 72, 73, 74, 175, 179

moyenne géométrique, 143

multicolinéarité, 174, 182

multiple, 182, 184

multiples variables, 184

multiplicative bêta décalée, 62

multiplicative de puissance décalée, 80

multivariable, 96, 97, 98, 104, 107, 108

Mun, 0, 7, 94, 98, 101, 108

nombre aléatoire, 24, 51

non linéaire, 175, 176

non linéaires, 183

normal, 42, 64

normale, 13, 14, 19, 27, 30, 37, 47, 51, 54, 64, 70, 72, 73, 74, 78, 81, 101, 122, 163, 166, 176, 192, 193, 196, 237, 244

objectif, 145

optimale, 146, 176

optimisation, 7, 20, 127, 128, 129, 130, 131, 132, 133, 134, 136, 137, 140, 143, 144, 145, 146, 165

optimisation stochastique, 144, 145, 146, 148

option, 8, 32, 93, 94, 163, 171

oui/non, 52

parabolique, 14, 75

paramètre, 181

paramètres, 73

Pareto, 14, 75, 76

Pascal, 14, 57, 58, 69

Pearson, 14, 37, 38, 76, 77, 183

PERT, 14, 78

plage, 27, 45, 60, 69, 128, 131, 144, 146, 150, 176

Poisson, 58, 66, 69

population, 176, 179

portefeuille, 143, 146

précision, 7, 23, 29, 32, 41

prédiction, 175, 176

premier moment, 44, 45

prévision, 19, 20, 24, 28, 29, 30, 31, 33, 36, 40, 41, 51, 86, 93, 106, 108, 112, 113, 128, 149, 159, 160, 166, 167, 168, 169, 170

prévisions, 32, 44, 85, 94, 101, 104, 108, 112, 175, 177

prix, 100

prix des actions, 180

probabilité, 7, 19, 30, 33, 34, 35, 46, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 55, 56, 59, 61, 64, 68, 81

probabilités, 74

profil, 22, 23, 24, 25, 38, 93, 132, 137, 144, 163

puissance, 79, 80

quatrième moment, 44, 47

rapport, 24, 93, 98, 101, 104, 109, 143, 144, 151, 160, 163, 172, 177, 180

régression, 7, 96, 97, 98, 104, 107, 108

régression des moindres carrés, 176

régression multiple, 182

rendement, 143, 144

rendements, 143, 144, 145, 176

rendements relatifs, 143

résolveur de super treillis, 8

résolveur de super treillis à actif simple, 8

résolveur de super treillis multinomiaux, 8

retour à la moyenne, 101

risque, 143, 144, 145

saisonnalité, 178

sensibilité, 8, 149, 153, 158, 159, 160, 161

série chronologique, 106

séries chronologiques, 7, 86, 92, 93, 101, 103, 104, 105, 107, 108, 177, 180

seule, 176, 184

signification, 175, 178, 179, 183

Simulateur de risques, 145

simulation, 7, 8, 19, 20, 22, 23, 24, 25, 29, 30, 32, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 48, 51, 52, 86, 93, 100, 101, 127, 128, 129, 132, 133, 137, 140, 143, 145, 146, 149, 153, 158, 159, 160, 161, 162, 163, 166, 167, 168, 170, 171, 172, 174, 184, 189, 193, 195, 196, 197, 199, 205, 214, 218, 219

SLS, 7, 8

souplesse, 146

Spearman, 37, 38

statique, 180

statistique T, 182

statistiques, 30, 32, 40, 41, 44, 45, 109, 128, 163, 166, 167, 168

statistiques de prévisions, 128, 166

statistiques Q de Ljung-Box, 177

stochastique, 7, 100, 101, 127, 128, 129, 133, 137, 140, 144, 145, 146, 148, 174, 180

stochastiques, 180

supérieure, 144

supposition, 19, 24, 25, 26, 27, 28, 30, 51, 107, 128, 158, 160, 163

suppositions, 143, 145, 175, 179

symétrique, 175

T de Student, 47, 64, 80

taux, 177, 180

taux d'intérêt, 177, 180

taux de croissance, 180

taux d'intérêt, 180

tendances, 180

test d'Anderson-Darling, 165

test de Kolmogorov-Smirnov, 165

test du khi-carré, 165

tests de validité de l'ajustement, 177

titre, 22, 23

Tornado, 8, 149, 151, 152, 153, 155, 158, 159, 160, 161

transversales, 86, 103

triangulaire, 14, 20, 25, 51, 78, 81

troisième moment, 44, 46

types, 143, 180

uniforme, 14, 20, 28, 47, 51, 59, 82, 131, 144, 162, 241

unique, 146

valeur, 143, 144, 176, 177, 179, 180, 182, 183

valeur prédictive, 178, 183

valeurs, 143, 175, 176, 177, 179, 183

valeurs aberrantes, 174, 175, 176, 177, 178

validité, 177

validité de l'ajustement, 177, 178

variable de décision, 127, 128, 129, 131, 132, 133, 137

variable dépendante, 175, 176, 178

variable indépendante, 175, 176, 178

variables de décision, 136, 144

variables indépendantes, 182

variance, 175

ventes, 177, 178

volatilité, 180

Weibull, 83

 © 2012 Real Options Valuation, Inc.